

# (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8月26日 (26.08.2021)

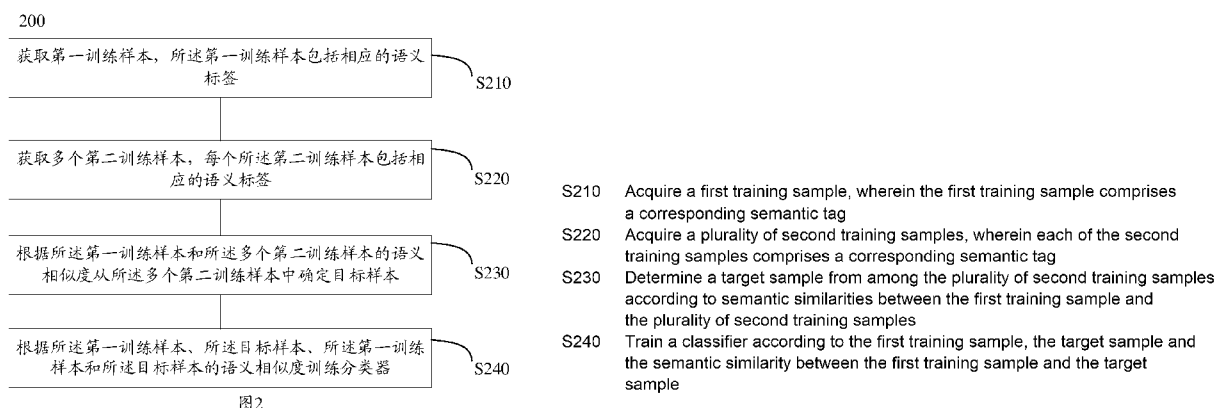


(10) 国际公布号  
**WO 2021/164254 A1**

- (51) 国际专利分类号:  
*G06K 9/62* (2006.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2020/117613
- (22) 国际申请日: 2020年9月25日 (25.09.2020)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (30) 优先权:  
202010109899.6 2020年2月23日 (23.02.2020) CN
- (71) 申请人: 华为技术有限公司 (HUAWEI TECHNOLOGIES CO., LTD.) [CN/CN]; 中国广东省深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼, Guangdong 518129 (CN)。
- (72) 发明人: 王硕 (WANG, Shuo); 中国广东省深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼, Guangdong 518129 (CN)。 岳俊 (YUE, Jun); 中国广东省深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼, Guangdong 518129 (CN)。 刘健庄 (LIU, Jianzhuang); 中国广东省深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼, Guangdong 518129 (CN)。 田奇 (TIAN, Qi); 中国广东省深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼, Guangdong 518129 (CN)。
- (74) 代理人: 北京龙双利达知识产权代理有限公司 (LONGSUN LEAD IP LTD.); 中国北京市海淀区北清路68号院3号楼101, Beijing 100094 (CN)。
- (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,

(54) Title: METHOD AND APPARATUS FOR TRAINING CLASSIFIER

(54) 发明名称: 训练分类器的方法和装置



(57) Abstract: Provided is a method for training a classifier. The method comprises: acquiring a first training sample, wherein the first training sample comprises a corresponding semantic tag; acquiring a plurality of second training samples, wherein each of the second training samples comprises a corresponding semantic tag; determining a target sample from among the plurality of second training samples according to semantic similarities between the first training sample and the plurality of second training samples; and training a classifier according to the first training sample, the target sample and the semantic similarity between the first training sample and the target sample. Training a classifier on the basis of a semantic similarity can improve the training efficiency and performance of the classifier. In addition, since in the method, learning is performed without using a semantic tag during feature extraction, there is no need to change the network structure of a feature extractor, such that the training efficiency of a neural network can be improved.

(57) 摘要: 本申请提供了一种训练分类器的方法, 包括: 获取第一训练样本, 所述第一训练样本包括相应的语义标签; 获取多个第二训练样本, 每个所述第二训练样本包括相应的语义标签; 根据所述第一训练样本和所述多个第二训练样本的语义相似度从所述多个第二训练样本中确定目标样本; 根据所述第一训练样本、所述目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练分类器。基于语义相似度训练分类器能够提高分类器的训练效率和性能。此外, 由于上述方法在特征提取时未使用语义标签进行学习, 无需改变特征提取器的网络结构, 从而能够提高神经网络的训练效率。

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))。

## 训练分类器的方法和装置

5 本申请要求于2020年02月23日提交中国专利局、申请号为202010109899.6、申请名称为“训练分类器的方法和装置”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

10 本申请涉及人工智能领域，尤其涉及一种训练分类器的方法和装置。

### 背景技术

15 神经网络是实现人工智能的工具，神经网络在应用前需要经过大量样本的训练才能实现特定的功能，当需要神经网络实现新的功能时，通常还需要使用大量新样本训练神经网络。

一种减小再次训练神经网络的工作量的方法是知识迁移。神经网络基于大量样本完成训练后，学习到了知识；当使用新（novel）样本训练神经网络时，可以利用已经学习到的知识处理新样本，这样可以较少的新样本完成神经网络的再次训练，提升神经网络的性能。相比于新样本，上述大量样本可以称为基础（base）样本，

20 在利用知识迁移和新样本训练神经网络时，通常利用特征提取器从新样本中提取特征，并基于特征对新样本进行分类等处理，当新样本的类别改变时，特征提取器需要重新学习新类别的新样本的特征，导致训练工作量增大。

### 发明内容

25 本申请提供了一种训练分类器的方法和装置，能够分类器的训练效率和性能。

30 第一方面，提供了一种训练分类器的方法，包括：获取第一训练样本，所述第一训练样本包括相应的语义标签；获取多个第二训练样本，每个所述第二训练样本包括相应的语义标签；根据所述第一训练样本和所述多个第二训练样本的语义相似度从所述多个第二训练样本中确定目标样本；根据所述第一训练样本、所述目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练分类器。

35 语义相似度用于衡量知识迁移的难易程度，例如，花猫与虎皮猫的语义相似度较高，表示花猫图像和虎皮猫图像的特征相似度较高，分类器通过虎皮猫图像特征学习到的分类知识更容易迁移到花猫图像的分类过程中，可以使用更多虎皮猫图像训练分类器；花猫与猎犬的语义相似度较低，表示花猫图像与猎犬图像的特征相似度较低，分类器通过猎犬图像特征学习到的分类知识难以迁移到花猫图像的分类过程中，可以减少猎犬图像在分类器训练过程中的使用量。因此，基于语义相似度训练分类器能够提高分类器的训练效率和性能。此外，由于上述方法在特征提取时未使用语义标签进行学习，无需改变特征提取器的网络结构，从而能够提高神经网络（包含分类器）的训练效率。

可选地, 所述根据所述第一训练样本、所述目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练分类器, 包括: 通过所述分类器确定所述第一训练样本的预测得分; 根据所述预测得分、所述第一训练样本与所述目标样本的语义相似度确定所述分类器的语义迁移损失函数  $L_{\text{semantic}}$ , 所述目标样本与所述第一训练样本的语义相似度用于确定所述预测得分对所述  $L_{\text{semantic}}$  的影响程度; 根据所述  $L_{\text{semantic}}$  训练所述分类器。

根据语义相似度训练分类器能够提高分类器的性能。

可选地, 当所述目标样本与所述第一训练样本的语义相似度大于等于语义迁移强度时, 所述预测得分对所述  $L_{\text{semantic}}$  的影响程度为 100%; 或者, 当所述目标样本与所述第一训练样本的语义相似度小于语义迁移强度时, 所述预测得分对所述  $L_{\text{semantic}}$  的影响程度为 0。

语义迁移强度可以根据经验设置, 使得分类器学习到正确的分类知识, 避免分类器被错误的分类知识误导。

可选地, 所述根据所述第一训练样本、所述目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练分类器, 包括: 通过所述分类器确定所述第一训练样本的预测得分  $S^a$ ; 通过所述分类器确定所述目标训练样本的预测得分  $S^b$ ; 根据所述  $S^a$ 、所述  $S^b$  和平衡性学习强度确定所述分类器的平衡性学习损失函数  $L_{\text{IC}}$ , 所述平衡性学习强度用于调整所述  $S^a$  和所述  $S^b$  对所述  $L_{\text{IC}}$  的影响程度; 根据所述  $L_{\text{IC}}$  训练所述分类器。

在分类器的训练过程中, 由于基础样本的数量通常比新样本的数量多, 分类器基于基础样本学习到的知识倾向于将新样本预测到基础样本的类别中, 导致分类器性能下降。基于平衡性学习强度调整  $S^a$  和  $S^b$  对  $L_{\text{IC}}$  的影响程度, 能够使得分类器更加专注于学习新样本的分类知识, 最终获得性能更好的分类器。

可选地, 所述平衡性学习强度用于调整所述  $S^a$  和所述  $S^b$  对所述  $L_{\text{IC}}$  的影响程度, 包括: 所述平衡性学习强度用于增大所述  $S^a$  对所述  $L_{\text{IC}}$  的影响程度, 以及减小所述  $S^b$  对所述  $L_{\text{IC}}$  的影响程度。

上述方案使得分类器能够专注于学习新样本的分类知识, 提高  $S^a$  的值以缩小  $L_{\text{IC}}$ , 最终获得性能更好的分类器。

可选地, 所述根据所述第一训练样本、所述目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练分类器, 包括: 获取所述第一训练样本和所述目标样本的多视角特征; 根据所述多视角特征训练所述分类器。

在训练的过程中, 特征提取器可以从原图中提取图像特征, 将图像特征输入分类器进行训练, 由于目标样本的数量较多, 特征提取器使用目标样本进行提取学习后, 再提取第一训练样本的图像特征时, 更倾向于基于已学习到的知识从第一训练样本中提取特征, 而忽略了第一训练样本中的新内容。为此, 本申请提供了一种提取特征的方法, 将每个样本转变为多视角图像 (例如, 原图、前景图像和背景图像), 多视角图像的细节更加丰富, 特征提取器从多视角图像中提取图像特征, 能够避免特征提取器忽略第一训练样本中的新内容, 提取到更加准确的特征, 进而获得性能更好的分类器。

可选地, 所述获取所述第一训练样本和所述目标样本的多视角特征, 包括: 从所述第一训练样本和所述目标样本中的每个样本中分离出多个图像, 所述每个样本的多个图像的视角互不相同; 根据所述每个样本的多个图像获取所述每个样本的多个特征; 拼接所述每

个样本的多个特征得到所述多视角特征。

可选地，所述根据所述第一训练样本、所述目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练分类器，包括：通过所述分类器确定所述第一训练样本的预测得分；根据所述预测得分确定所述分类器的分类损失函数  $L_{CE}$ ；根据所述  $L_{CE}$  训练所述分类器。

5 第二方面，提供了一种图像分类方法，包括：获取待分类图像的特征；将所述特征输入神经网络进行分类，所述神经网络包括分类器，所述分类器是通过第一训练样本、所述第一训练样本对应的目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练得到的，所述目标样本是根据所述第一训练样本和多个第二训练样本的语义相似度从所述多个第二训练样本中确定的；获取所述待分类图像的分类结果。

10 基于语义相似度训练分类器能够提高分类器的性能，因此，使用该分类器对待分类图像的分类结果更加准确。

可选地，所述待分类图像的特征为多视角特征。

多视角图像的细节更加丰富，特征提取器从多视角图像中提取图像特征，能够避免特征提取器忽略待分类图像中的新内容，提取到更加准确的特征，进而获得更准确的分类结果。

15 可选地，所述获取待分类图像的特征，包括：从所述待分类图像种获取多个不同视角的图像；获取所述多个不同视角的图像中每个图像的特征；拼接所述每个图像的特征得到所述待分类图像的多视角特征。

20 可选地，所述分类器是通过第一训练样本、所述第一训练样本对应的目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练得到的，包括：通过所述分类器确定所述第一训练样本的预测得分；根据所述预测得分、所述第一训练样本与所述目标样本的语义相似度确定所述分类器的语义迁移损失函数  $L_{semantic}$ ，所述目标样本与所述第一训练样本的语义相似度用于确定所述预测得分对所述  $L_{semantic}$  的影响程度；根据所述  $L_{semantic}$  训练所述分类器。

25 根据语义相似度训练分类器能够提高分类器的性能。

可选地，当所述目标样本与所述第一训练样本的语义相似度大于等于语义迁移强度时，所述预测得分对所述  $L_{semantic}$  的影响程度为 100%；当所述目标样本与所述第一训练样本的语义相似度小于所述语义迁移强度时，所述预测得分对所述  $L_{semantic}$  的影响程度为 0。

30 语义迁移强度可以根据经验设置，使得分类器学习到正确的分类知识，避免分类器被错误的分类知识误导。

35 可选地，所述分类器是通过第一训练样本、所述第一训练样本对应的目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练得到的，包括：通过所述分类器确定所述第一训练样本的预测得分  $S^a$ ；通过所述分类器确定所述目标训练样本的预测得分  $S^b$ ；根据所述  $S^a$ 、所述  $S^b$  和平衡性学习强度确定所述分类器的平衡性学习损失函数  $L_{IC}$ ，所述平衡性学习强度用于调整所述  $S^a$  和所述  $S^b$  对所述  $L_{IC}$  的影响程度；根据所述  $L_{IC}$  训练所述分类器。

在分类器的训练过程中，由于基础样本的数量通常比新样本的数量多，分类器基于基础样本学习到的知识倾向于将新样本预测到基础样本的类别中，导致分类器性能下降。基于平衡性学习强度调整  $S^a$  和  $S^b$  对  $L_{IC}$  的影响程度，能够使得分类器更加专注于学习新样

本的分类知识，最终获得性能更好的分类器。

可选地，所述平衡性学习强度用于调整所述  $S^n$  和所述  $S^b$  对所述  $L_{IC}$  的影响程度，包括：所述平衡性学习强度用于增大所述  $S^n$  对所述  $L_{IC}$  的影响程度，以及减小所述  $S^b$  对所述  $L_{IC}$  的影响程度。

5 上述方案使得分类器能够专注于学习新样本的分类知识，提高  $S^n$  的值以缩小  $L_{IC}$ ，最终获得性能更好的分类器。

可选地，所述分类器是通过第一训练样本、所述第一训练样本对应的目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练得到的，包括：获取所述第一训练样本和所述目标样本的多视角特征；根据所述多视角特征训练所述分类器。

10 在训练的过程中，特征提取器可以从原图中提取图像特征，将图像特征输入分类器进行训练，由于目标样本的数量较多，特征提取器使用目标样本进行提取学习后，再提取第一训练样本的图像特征时，更倾向于基于已学习到的知识从第一训练样本中提取特征，而忽略了第一训练样本中的新内容。为此，本申请提供了一种提取特征的方法，将每个样本转变为多视角图像（例如，原图、前景图像和背景图像），多视角图像的细节更加丰富，  
15 特征提取器从多视角图像中提取图像特征，能够避免特征提取器忽略第一训练样本中的新内容，提取到更加准确的特征，进而获得性能更好的分类器。

可选地，所述获取所述第一训练样本和所述目标样本的多视角特征，包括：从所述第一训练样本和所述目标样本中的每个样本中分离出多个图像，所述每个样本的多个图像的视角互不相同；根据所述每个样本的多个图像获取每个样本的多个特征；拼接所述每个样本的所述多个特征得到所述目标样本的多视角特征。  
20

可选地，所述分类器是通过第一训练样本、所述第一训练样本对应的目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练得到的，包括：通过所述分类器确定所述第一训练样本的预测得分；根据所述预测得分确定所述分类器的分类损失函数  $L_{CE}$ ；根据所述  $L_{CE}$  训练所述分类器。

25 第三方面，提供了另一种图像分类方法，包括：从待分类图像中获取多个不同视角的图像；获取所述多个不同视角的图像中每个图像的特征；将所述每个图像的特征输入神经网络进行分类，所述神经网络包括分类器；获取所述待分类图像的分类结果。

多视角图像的细节更加丰富，特征提取器从多视角图像中提取图像特征，能够避免特征提取器忽略待分类图像中的新内容，提取到更加准确的特征，进而获得更准确的分类结果。  
30

可选地，所述多个不同视角的图像包括所述待分类图像，所述待分类图像中的前景图像，所述待分类图像中的背景图像。

可选地，所述将所述每个图像的特征输入神经网络进行分类，包括：将所述每个图像的特征拼接后输入所述神经网络进行分类。

35 可选地，所述分类器是通过第一方面中任一项所述的方法训练得到的。

第四方面，提供了一种训练分类器的装置，包括用于执行第一方面中任一种方法的单元。

第五方面，提供了一种图像分类装置，包括用于执行第二方面中任一种方法的单元。

第六方面，提供了一种图像分类装置，包括用于执行第三方面中任一种方法的单元。

第七方面，提供了一种训练分类器的设备，包括处理器和存储器，该存储器用于存储计算机程序，该处理器用于从存储器中调用并运行该计算机程序，使得该设备执行第一方面中任一种方法。

5 第八方面，提供了一种图像分类设备，包括处理器和存储器，该存储器用于存储计算机程序，该处理器用于从存储器中调用并运行该计算机程序，使得该设备执行第二方面中任一种方法。

第九方面，提供了一种图像分类设备，包括处理器和存储器，该存储器用于存储计算机程序，该处理器用于从存储器中调用并运行该计算机程序，使得该设备执行第三方面中任一种方法。

10 第十方面，提供了一种计算机程序产品，所述计算机程序产品包括：计算机程序代码，当所述计算机程序代码被训练分类器的装置运行时，使得该装置执行第一方面中任一种方法。

第十一方面，提供了一种计算机程序产品，所述计算机程序产品包括：计算机程序代码，当所述计算机程序代码被分类装置运行时，使得该装置执行第二方面中任一种方法。

15 第十二方面，提供了一种计算机程序产品，所述计算机程序产品包括：计算机程序代码，当所述计算机程序代码被分类装置运行时，使得该装置执行第三方面中任一种方法。

第十三方面，提供了一种计算机可读介质，所述计算机可读介质存储有程序代码，所述程序代码包括用于执行第一方面中任一种方法的指令。

20 第十四方面，提供了一种计算机可读介质，所述计算机可读介质存储有程序代码，所述程序代码包括用于执行第二方面中任一种方法的指令。

第十五方面，提供了一种计算机可读介质，所述计算机可读介质存储有程序代码，所述程序代码包括用于执行第三方面中任一种方法的指令。

## 附图说明

25 图 1 是本申请提供的一种神经网络的示意图；

图 2 是本申请提供的一种训练分类器的方法的示意图；

图 3 是本申请提供的一种基于语义标签确定目标样本的示意图；

图 4 是本申请提供的一种训练分类器的装置的示意图；

图 5 是本申请提供的一种图像分类装置的示意图；

30 图 6 是本申请提供的另一种图像分类装置的示意图；

图 7 是本申请提供的一种电子设备的示意图。

## 具体实施方式

为了便于理解本申请的技术方案，首先对本申请涉及的概念做简要介绍。

35 人工神经网络 (artificial neural network, ANN)，简称为神经网络 (neural network, NN) 或类神经网络，在机器学习和认知科学领域，是一种模仿生物神经网络 (动物的中枢神经系统，特别是大脑) 的结构和功能的数学模型或计算模型，用于对函数进行估计或近似。人工神经网络可以包括卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、深度神经网络(deep neural network, DNN)、多层感知器 (multilayer perceptron, MLP) 等神经网络

络。

图 1 是本申请本申请提供的一种神经网络的示意图。该神经网络 100 包括多视角图像提取器 110、特征提取器 120 和分类器 130。

5 在训练阶段，将带语义标签的训练图像输入多视角图像提取器 110，多视角图像提取器 110 将该训练图像转变为多张不同视角的图像，如前景图像和背景图像，多视角图像提取器 110 可以通过显著性检测网络和多视角分类器将训练图像转变为前景图像和背景图像，本申请对多视角图像提取器 110 的具体工作方式不做限定，对多视角图像的具体视角也不做限定。在上述处理过程中，多视角图像提取器 110 可以对多视角分类器进行训练，提高多视角分类性能。

10 特征提取器 120 获取上述多张不同视角的图像后，从多张不同视角的图像中分别提取图像特征，由于特征提取器 120 获得的多张不同视角的图像属于一张图像，例如，多张不同视角的图像可以包括图像原图、图像的前景图、图像的背景图。因此，特征提取器 120 可以学习到更多的知识。特征提取器 120 可以将这些图像特征拼接在一起输入分类器 130，或者，也可以将这些图像特征分别输入分类器 130。

15 分类器 130 用于根据图像特征确定训练图像所属的类别，随后，根据分类结果和该训练图像的语义标签确定损失函数，并根据该损失函数进行训练。

神经网络 100 训练完成之后，可以应用于图像分类。图像分类过程与训练过程类似，待分类图像输入多视角图像提取器 110 后，转变为多张不同视角的图像；特征提取器 120 从该多张不同视角的图像中提取每一张图像的图像特征，然后将每一张图像的图像特征输入分类器 130，例如，可以将每一张图像的图像特征拼接后形成多视角特征输入分类器 130；分类器 130 根据输入的图像特征确定该待分类图像所属的类别，即，确定待分类图像的语义标签。

下面，介绍本申请提供的训练分类器的方法。

如图 2 所示，方法 200 可以由处理器执行，方法 200 包括：

25 S210，获取第一训练样本，所述第一训练样本包括相应的语义标签。

S220，获取多个第二训练样本，每个所述第二训练样本包括相应的语义标签。

第一训练样本例如是新样本，第二训练样本例如是基础样本，第一训练样本和多个第二训练样本均是携带语义标签的图像。获取第一训练样本和多个第二训练样本之后，处理器可以执行下列步骤。

30 S230，根据所述第一训练样本和所述多个第二训练样本的语义相似度从所述多个第二训练样本中确定目标样本。

语义标签在一定程度上描述了训练样本之间的相似度，因此，可以利用训练样本携带的语义标签确定训练样本之间的相似度。

图 3 示出了一种根据语义标签确定训练样本之间的相似度的示例。

35 第一训练样本的语义标签为花猫 (tabby cat)，八个第二训练样本的语义标签分别为虎皮猫 (tiger cat)、熊猫 (bear cat)、波斯猫 (Persian cat)、埃及猫 (Egyptian cat)、暹罗猫 (Siamese cat)、猎犬 (coonhound)、爱斯基摩狗 (Eskimo dog) 和马耳他狗 (Maltese dog)。可以使用预训练的语言模型将这些语义标签转变成特征向量，并分别计算花猫的特征向量和其它八个语义标签的特征向量之间的余弦相似度。余弦相似度越高，表示语义

5 标签之间的相似度越高，结果如图 3 中的数字所示，其中，爱斯基摩狗和马耳他狗的特征向量与花猫的特征向量之间的余弦相似度过低，分类器难以将通过爱斯基摩狗图像和马耳他狗图像学习到分类知识迁移到花猫图像的分类过程中，因此，可以舍弃这两个训练样本，确定其余六个训练样本为目标训练样本。上述分类知识例如是权重、神经元之间的连接关系等。

确定相似度和目标样本之后，处理器可以执行下列步骤。

S240，根据所述第一训练样本、所述目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练分类器。

10 语义相似度用于衡量知识迁移的难易程度，例如，花猫与虎皮猫的语义相似度较高，表示花猫图像和虎皮猫图像的特征相似度较高，分类器通过虎皮猫图像特征学习到的分类知识更容易迁移到花猫图像的分类过程中，可以使用更多虎皮猫图像训练分类器；花猫与猎犬的语义相似度较低，表示花猫图像与猎犬图像的特征相似度较低，分类器通过猎犬图像特征学习到的分类知识难以迁移到花猫图像的分类过程中，可以减少猎犬图像在分类器训练过程中的使用量。因此，基于语义相似度训练分类器能够提高分类器的训练效率和性能。此外，由于上述方法在特征提取时未使用语义标签进行学习，无需改变特征提取器的网络结构，从而能够提高神经网络（如神经网络 100）的训练效率。

15 在训练的过程中，特征提取器可以从原图中提取图像特征，将图像特征输入分类器进行训练，由于目标样本的数量较多，特征提取器使用目标样本进行提取学习后，再提取第一训练样本的图像特征时，更倾向于基于已学习到的知识从第一训练样本中提取特征，而忽略了第一训练样本中的新内容。为此，本申请提供了一种提取特征的方法，将每个样本转变为多视角图像（如前景图像和背景图像），多视角图像的细节更加丰富，特征提取器从多视角图像中提取图像特征，能够避免特征提取器忽略第一训练样本中的新内容，提取到更加准确的特征，进而获得性能更好的分类器。

20 可选地，在分类器的训练过程中，处理器可以通过分类器确定第一训练样本的预测得分；随后，根据该预测得分、第一训练样本与目标样本的语义相似度确定分类器的语义迁移损失函数  $L_{\text{semantic}}$ ；随后，根据  $L_{\text{semantic}}$  训练分类器。

目标样本与第一训练样本的语义相似度用于确定预测得分对  $L_{\text{semantic}}$  的影响程度。语义相似度越高，影响程度越大；语义相似度越低，影响程度越小。即，语义相似度与影响程度正相关。

30 可以设置一个语义迁移强度，当目标样本与第一训练样本的语义相似度大于等于语义迁移强度时，预测得分对  $L_{\text{semantic}}$  的影响程度为 100%；当目标样本与第一训练样本的语义相似度小于语义迁移强度时，预测得分对  $L_{\text{semantic}}$  的影响程度为 0。

可以基于公式（1）确定  $L_{\text{semantic}}$ 。

$$L_{\text{semantic}} = -\frac{1}{|C_{\text{base}}|} \sum_{j \in \text{base}} \gamma \log s_j, \gamma = \begin{cases} 1, & \text{if } l_j \geq \alpha \\ 0, & \text{if } l_j < \alpha \end{cases} \quad (1)$$

35 其中， $C_{\text{base}}$  表示目标样本的类别个数； $\text{base}$  表示一类目标样本； $s_j$  为使用训练样本  $j$  的知识对第一训练样本进行分类的得分， $s_j \in R^{C_{\text{base}}+C_{\text{novel}}}$ ， $R$  表示实数， $C_{\text{novel}}$  表示新样本的类别个数； $l_j$  为训练样本  $j$  与第一训练样本之间的语义相似度， $l_j \in R^{C_{\text{base}}}$ ； $\alpha$  为语义迁移

强度。

当  $l_j \geq \alpha$  时，说明训练样本  $j$  与第一训练样本的语义相似度较高，可以将  $s_j$  作为影响  $L_{\text{semantic}}$  的因子，使得分类器学习到正确的分类知识；当  $l_j < \alpha$  时，说明训练样本  $j$  与第一训练样本的语义相似度较低，可以无需考虑  $s_j$  对  $L_{\text{semantic}}$  的影响，避免分类器被错误的分类知识误导。

由上可知，根据语义相似度训练分类器能够提高分类器的性能。

在分类器的训练过程中，由于基础样本的数量通常比新样本的数量多，分类器基于基础样本学习到的知识倾向于将新样本预测到基础样本的类别中，导致分类器性能下降。

可选地，可以在分类器的训练过程中引入平衡性学习损失函数  $L_{\text{IC}}$  来解决这一问题。

10 当分类器对第一训练样本的预测得分为  $S^n$ ，对目标训练样本的预测得分为  $S^b$  时，处理器可以根据  $S^n$ 、 $S^b$  和平衡性学习强度确定  $L_{\text{IC}}$ ，随后，根据  $L_{\text{IC}}$  训练分类器。

可以根据公式 (2) 确定  $L_{\text{IC}}$ 。

$$L_{\text{IC}} = \max \left( \frac{\langle s^b, s^n \rangle}{\|s^b\| \cdot \|s^n\|} + \beta, 0 \right), \quad (2)$$

15 其中， $s^b \in R^{C_{\text{base}}+C_{\text{novel}}}$ ， $s^b$  为实数（单个样本的得分）或向量（多个样本的得分）； $s^n \in R^{C_{\text{base}}+C_{\text{novel}}}$ ， $s^n$  为实数（单个样本的得分）或向量（多个样本的得分）； $\langle s^b, s^n \rangle$  表示  $s^b$  与  $s^n$  的乘积； $\|s^b\|$  表示实数  $s^b$  的绝对值或向量  $s^b$  的模； $\|s^n\|$  表示实数  $s^n$  的绝对值或向量  $s^n$  的模； $\beta$  表示平衡性学习强度。

20 平衡性学习强度用于调整  $S^n$  和  $S^b$  对  $L_{\text{IC}}$  的影响程度。例如，平衡性学习强度用于增大  $S^n$  对  $L_{\text{IC}}$  的影响程度，以及减小  $S^b$  对  $L_{\text{IC}}$  的影响程度，这样，分类器需要更加专注于学习新样本的分类知识，提高  $S^n$  的值以缩小  $L_{\text{IC}}$ ，最终获得性能更好的分类器。

除了上述  $L_{\text{semantic}}$  和  $L_{\text{IC}}$  之外，处理器还可以根据对新样本进行分类的预测得分确定分类器的分类损失函数  $L_{\text{CE}}$ ，并根据  $L_{\text{CE}}$  训练分类器。例如，处理器可以通过最小化  $L_{\text{semantic}}+L_{\text{IC}}+L_{\text{CE}}$  完成分类器的训练。

下面给出几个本申请的有益效果的示例。

25 表 1 是使用  $L_{\text{CE}}$  和  $L_{\text{IC}}$  训练的分类器与仅使用  $L_{\text{CE}}$  训练的分类器的测试结果的对比。

表 1

	方法	K=1	K=2	K=5	K=10	K=20
NOVEL- $S_I$	$L_{\text{CE}}$ 和 $L_{\text{IC}}$	50.1	62.0	73.4	78.1	80.7
	$L_{\text{CE}}$	49.5	61.8	72.9	77.3	79.8
ALL- $S_I$	$L_{\text{CE}}$ 和 $L_{\text{IC}}$	60.1	68.5	75.9	78.6	79.9
	$L_{\text{CE}}$	59.7	68.2	75.6	78.3	79.3

由表 1 可以看出，通过  $L_{\text{CE}}$  和  $L_{\text{IC}}$  训练的分类器的预测得分普遍高于仅使用  $L_{\text{CE}}$  训练的分类器的预测得分。

表 2 是方法 200 在公开的大规模小样本数据集上的测试结果。

表 2

ImageNet-FS	Novel					ALL				
	K=1	K=2	K=5	K=10	K=20	K=1	K=2	K=5	K=10	K=20

30

PN[NeurIPS 2017]	39.3	54.4	66.3	71.2	73.9	49.5	61.0	69.7	72.9	74.6
MN[NeurIPS 2016]	43.6	54.0	66.0	72.5	76.9	54.4	61.0	69.0	73.7	76.5
LR(H)[ICCV 2017]	40.7	50.8	62.0	69.3	76.5	52.2	59.4	67.6	72.8	76.9
SGM(H)[ICCV 2017]	44.3	56.0	69.7	75.3	78.6	54.8	62.6	71.6	76.0	78.2
PMN(H)[ICCV 2017]	45.8	57.8	69.0	74.3	77.4	57.6	64.7	71.9	75.2	77.5
LwoF[CVPR 2018]	46.2	57.5	69.2	74.8	78.1	58.2	65.2	72.7	76.5	78.7
wDAE-GNN[CVPR 2019]	48.0	59.7	70.3	75.0	77.8	59.1	66.3	73.2	76.1	77.5
方法 200	51.8	63.1	73.6	78.1	80.9	60.1	68.5	75.9	78.9	80.5

由表 2 可以看出，方法 200 的增益相比于其它方法有了大幅度的提高。

表 3 是方法 200 与现有的大规模小样本识别方法结合后的效果。

表 3

ImNet	Novel				
	K=1	K=2	K=5	K=10	K=20
SGM[ICCV 2017]	31.4	42.7	49.1	53.2	56.4
SGM+方法 200	33.5	44.1	50.1	54.5	57.3
KTCH[CVPR 2019]	36.0	47.0	52.9	57.2	60.4
KTCH +方法 200	40.1	50.5	56.6	60.8	63.3

由表 3 可以看出，方法 200 与现有的大规模小样本识别方法结合后，提升了准确性。

- 5 方法 200 除了可以应用于大规模小样本识别任务中，还可看应用在传统的小样本识别任务中，具体实验结果如表 4 所示。

表 4

MiniImageNet	特征提取器	K=1	K=5
RelationNet [CVPR 2018]	Conv-4-64	50.40±0.80%	65.30±0.70%
MetaGAN [NeurIPS 2018]	Conv-4-64	52.71±0.64%	68.63±0.67%
R2-D2 [ICLR 2019]	Conv-4-64	48.70±0.60%	65.50±0.60%
DN4 [CVPR2019]	Conv-4-64	51.24±0.74%	71.02±0.64%
MetaNet [ICML 2017]	ResNets-12	57.10±0.70%	70.04±0.63%
TADAM [NeurIPS 2018]	ResNets-12	58.05±0.30%	76.70±0.30%
MTL [CVPR2019]	ResNets-12	61.20±1.20%	75.50±0.80%
PPA [CVPR2018]	WRN-28-10	59.60±0.41%	73.74±0.19%
LEO [ICLR 2019]	WRN-28-10	61.76±0.08%	77.59±0.12%
LwoF [CVPR2018]	WRN-28-10	60.06±0.14%	76.39±0.11%
wDAE-GNN[CVPR 2019]	WRN-28-10	62.96±0.15%	78.85±0.10%
方法 200	WRN-28-10	64.40±0.43%	83.05±0.28%

上文详细介绍了本申请提供的训练分类器的方法以及图像分类方法的示例。可以理解的是，相应的装置为了实现上述功能，其包含了执行各个功能相应的硬件结构和/或软件模块。本领域技术人员应该很容易意识到，结合本文中所公开的实施例描述的各示例的单

元及算法步骤，本申请能够以硬件或硬件和计算机软件相结合形式来实现。某个功能究竟以硬件还是计算机软件驱动硬件的方式来执行，取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。专业技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能，但是这种实现不应认为超出本申请的范围。

5 本申请可以根据上述方法示例对训练分类器的装置以及图像分类装置进行功能单元的划分，例如，可以将各个功能划分为各个功能单元，也可以将两个或两个以上的功能集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现，也可以采用软件功能单元的形式实现。需要说明的是，本申请中对单元的划分是示意性的，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。

10 图 4 是本申请提供的一种训练分类器的装置的结构示意图。该装置 400 包括处理器 410 和存储单元 420，存储器 420 用于存储计算机程序，处理器 410 用于从存储器 420 中调用并运行所述计算机程序执行：获取第一训练样本，所述第一训练样本包括相应的语义标签；获取多个第二训练样本，每个所述第二训练样本包括相应的语义标签；根据所述第一训练样本和所述多个第二训练样本的语义相似度从所述多个第二训练样本中确定目标  
15 样本；根据所述第一训练样本、所述目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练分类器。

可选地，所述处理器 410 具体用于：通过所述分类器确定所述第一训练样本的预测得分；根据所述预测得分、所述第一训练样本与所述目标样本的语义相似度确定所述分类器的语义迁移损失函数  $L_{\text{semantic}}$ ，所述目标样本与所述第一训练样本的语义相似度用于确定所述  
20 预测得分对  $L_{\text{semantic}}$  的影响程度；根据  $L_{\text{semantic}}$  训练所述分类器。

可选地，当所述目标样本与所述第一训练样本的语义相似度大于等于语义迁移强度时，所述预测得分对  $L_{\text{semantic}}$  的影响程度为 100%；或者，当所述目标样本与所述第一训练样本的语义相似度小于语义迁移强度时，所述预测得分对  $L_{\text{semantic}}$  的影响程度为 0。

可选地，所述处理器 410 具体用于：通过所述分类器确定所述第一训练样本的预测得分  $S^a$ ；通过所述分类器确定所述目标训练样本的预测得分  $S^b$ ；根据  $S^a$ 、 $S^b$  和平衡性学习  
25 强度确定所述分类器的平衡性学习损失函数  $L_{\text{IC}}$ ，所述平衡性学习强度用于调整  $S^a$  和  $S^b$  对  $L_{\text{IC}}$  的影响程度；根据  $L_{\text{IC}}$  训练所述分类器。

可选地，所述处理器 410 用于：所述平衡性学习强度用于增大  $S^a$  对  $L_{\text{IC}}$  的影响程度，以及减小  $S^b$  对  $L_{\text{IC}}$  的影响程度。

30 可选地，所述处理器 410 具体用于：获取所述第一训练样本和所述目标样本的多视角特征；根据所述多视角特征训练所述分类器。

可选地，所述处理器 410 具体用于：从所述第一训练样本和所述目标样本中的每个样本中分离出多个图像，所述多个图像的视角互不相同；根据所述多个图像获取所述第一  
35 训练样本和所述目标样本中的每个样本的多个特征；拼接所述多个特征得到所述多视角特征。

可选地，所述处理器 410 具体用于：通过所述分类器确定所述第一训练样本的预测得分；根据所述预测得分确定所述分类器的分类损失函数  $L_{\text{CE}}$ ；根据  $L_{\text{CE}}$  训练所述分类器。

装置 400 执行训练分类器的方法的具体方式以及产生的有益效果可以参见方法实施例中的相关描述。

图 5 是本申请提供的一种图像分类装置的结构示意图。该装置 500 包括处理器 510 和存储器 520，存储器 520 用于存储计算机程序，处理器 510 用于从存储器 520 中调用并运行所述计算机程序执行：获取待分类图像的特征；将所述特征输入神经网络进行分类，所述神经网络包括分类器，所述分类器是通过方法 200 训练得到的；获取所述待分类图像的分类结果。

可选地，所述预测图像的特征为多视角特征。

可选地，处理器 510 具体用于：从所述待分类图像中获取多个不同视角的图像；获取所述多个不同视角的图像中每个图像的特征；拼接所述每个图像的特征得到所述待分类图像的多视角特征。

10 装置 500 执行图像分类方法的具体方式以及产生的有益效果可以参见方法实施例中的相关描述。

可选地，装置 500 和装置 400 为相同的装置。

图 6 是本申请提供的另一种图像分类装置的结构示意图。该装置 600 包括处理器 610 和存储器 620，存储器 620 用于存储计算机程序，处理器 610 用于从存储器 620 中调用并运行所述计算机程序执行：从待分类图像中获取多个不同视角的图像；获取所述多个不同视角的图像中每个图像的特征；将所述每个图像的特征输入神经网络进行分类，所述神经网络包括分类器；获取所述待分类图像的分类结果。

可选地，所述多个不同视角的图像包括所述待分类图像，所述待分类图像中的前景图像，所述待分类图像中的背景图像中的至少两个。

20 可选地，所述将所述每个图像的特征输入神经网络进行分类，包括：将所述每个图像的特征拼接后输入所述神经网络进行分类。

可选地，所述分类器是通过方法 200 训练得到的。

装置 600 执行图像分类方法的具体方式以及产生的有益效果可以参见方法实施例中的相关描述。

25 可选地，装置 600 和装置 400 为相同的装置。

图 7 示出了本申请提供的一种电子设备的结构示意图。图 7 中的虚线表示该单元或该模块为可选的。设备 700 可用于实现上述方法实施例中描述的方法。设备 700 可以是终端设备或服务器或芯片。

30 设备 700 包括一个或多个处理器 701，该一个或多个处理器 701 可支持设备 700 实现方法实施例中的方法。处理器 701 可以是通用处理器或者专用处理器。例如，处理器 701 可以是中央处理器（central processing unit, CPU）。CPU 可以用于对设备 700 进行控制，执行软件程序，处理软件程序的数据。设备 700 还可以包括通信单元 705，用以实现信号的输入（接收）和输出（发送）。

35 例如，设备 700 可以是芯片，通信单元 705 可以是该芯片的输入和/或输出电路，或者，通信单元 705 可以是该芯片的通信接口，该芯片可以作为终端设备或网络设备或其它电子设备的组成部分。

又例如，设备 700 可以是终端设备或服务器，通信单元 705 可以是该终端设备或该服务器的收发器，或者，通信单元 705 可以是该终端设备或该服务器的收发电路。

设备 700 中可以包括一个或多个存储器 702，其上存有程序 704，程序 704 可被处理

器 701 运行, 生成指令 703, 使得处理器 701 根据指令 703 执行上述方法实施例中描述的方法。可选地, 存储器 702 中还可以存储有数据。可选地, 处理器 701 还可以读取存储器 702 中存储的数据, 该数据可以与程序 704 存储在相同的存储地址, 该数据也可以与程序 704 存储在不同的存储地址。

5 处理器 701 和存储器 702 可以单独设置, 也可以集成在一起, 例如, 集成在终端设备的系统级芯片 (system on chip, SOC) 上。

设备 700 还可以包括天线 706。通信单元 705 用于通过天线 706 实现设备 700 的收发功能。

10 处理器 701 执行训练分类器的方法以及图像分类方法的具体方式可以参见方法实施例中的相关描述。

应理解, 上述方法实施例的各步骤可以通过处理器 701 中的硬件形式的逻辑电路或者软件形式的指令完成。处理器 701 可以是 CPU、数字信号处理器 (digital signal processor, DSP)、专用集成电路 (application specific integrated circuit, ASIC)、现场可编程门阵列 (field programmable gate array, FPGA) 或者其它可编程逻辑器件, 例如, 分立门、晶体管逻辑器件或分立硬件组件。

15 本申请还提供了一种计算机程序产品, 该计算机程序产品被处理器 701 执行时实现本申请中任一方法实施例所述的方法。

该计算机程序产品可以存储在存储器 702 中, 例如是程序 704, 程序 704 经过预处理、编译、汇编和链接等处理过程最终被转换为能够被处理器 701 执行的可执行目标文件。

20 本申请还提供了一种计算机可读存储介质, 其上存储有计算机程序, 该计算机程序被计算机执行时实现本申请中任一方法实施例所述的方法。该计算机程序可以是高级语言程序, 也可以是可执行目标程序。

25 该计算机可读存储介质例如是存储器 702。存储器 702 可以是易失性存储器或非易失性存储器, 或者, 存储器 702 可以同时包括易失性存储器和非易失性存储器。其中, 非易失性存储器可以是只读存储器 (read-only memory, ROM)、可编程只读存储器 (programmable ROM, PROM)、可擦除可编程只读存储器 (erasable PROM, EPROM)、电可擦除可编程只读存储器 (electrically EPROM, EEPROM) 或闪存。易失性存储器可以是随机存取存储器 (random access memory, RAM), 其用作外部高速缓存。通过示例性但不是限制性说明, 许多形式的 RAM 可用, 例如静态随机存取存储器 (static RAM, SRAM)、动态随机存取存储器 (dynamic RAM, DRAM)、同步动态随机存取存储器 (synchronous DRAM, SDRAM)、双倍数据速率同步动态随机存取存储器 (double data rate SDRAM, DDR SDRAM)、增强型同步动态随机存取存储器 (enhanced SDRAM, ESDRAM)、同步连接动态随机存取存储器 (synchlink DRAM, SLDRAM) 和直接内存总线随机存取存储器 (direct rambus RAM, DR RAM)。

35 本领域的技术人员可以清楚地了解到, 为了描述的方便和简洁, 上述描述的装置和设备的具体工作过程以及产生的技术效果, 可以参考前述方法实施例中对应的过程和技术效果, 在此不再赘述。

在本申请所提供的几个实施例中, 所揭露的系统、装置和方法, 可以通过其它的方式实现。例如, 以上所描述的方法实施例的一些特征可以忽略, 或不执行。以上所描述的装

置实施例仅仅是示意性的，单元的划分，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，多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统。另外，各单元之间的耦合或各个组件之间的耦合可以是直接耦合，也可以是间接耦合，上述耦合包括电的、机械的或其它形式的连接。

5 应理解，在本申请的各种实施例中，各过程的序号的大小并不意味着执行顺序的先后，各过程的执行顺序应以其功能和内在逻辑确定，而不应对本申请的实施例的实施过程构成任何限定。

10 另外，本文中术语“系统”和“网络”在本文中常被可互换使用。本文中的术语“和/或”，仅仅是一种描述关联对象的关联关系，表示可以存在三种关系，例如，A 和/或 B，可以表示：单独存在 A，同时存在 A 和 B，单独存在 B 这三种情况。另外，本文中字符“/”，一般表示前后关联对象是一种“或”的关系。

总之，以上所述仅为本申请技术方案的较佳实施例而已，并非用于限定本申请的保护范围。凡在本申请的精神和原则之内，所作的任何修改、等同替换、改进等，均应包含在本申请的保护范围之内。

15

# 权 利 要 求 书

- 1、一种训练分类器的方法，其特征在于，包括：  
获取第一训练样本，所述第一训练样本包括相应的语义标签；  
5 获取多个第二训练样本，每个所述第二训练样本包括相应的语义标签；  
根据所述第一训练样本和所述多个第二训练样本的语义相似度从所述多个第二训练样本中确定目标样本；  
根据所述第一训练样本、所述目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练分类器。
- 10 2、根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述根据所述第一训练样本、所述目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练分类器，包括：  
通过所述分类器确定所述第一训练样本的预测得分；  
根据所述预测得分、所述第一训练样本与所述目标样本的语义相似度确定所述分类器的语义迁移损失函数  $L_{\text{semantic}}$ ，所述目标样本与所述第一训练样本的语义相似度用于确定所述  
15 预测得分对所述  $L_{\text{semantic}}$  的影响程度；  
根据所述  $L_{\text{semantic}}$  训练所述分类器。
- 3、根据权利要求 2 所述的方法，其特征在于，  
当所述目标样本与所述第一训练样本的语义相似度大于等于语义迁移强度时，所述预  
测得分对所述  $L_{\text{semantic}}$  的影响程度为 100%；  
20 当所述目标样本与所述第一训练样本的语义相似度小于所述语义迁移强度时，所述预  
测得分对所述  $L_{\text{semantic}}$  的影响程度为 0。
- 4、根据权利要求 1 至 3 中任一项所述的方法，其特征在于，所述根据所述第一训练  
样本、所述目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练分类器，包括：  
通过所述分类器确定所述第一训练样本的预测得分  $S^a$ ；  
25 通过所述分类器确定所述目标训练样本的预测得分  $S^b$ ；  
根据所述  $S^a$ 、所述  $S^b$  和平衡性学习强度确定所述分类器的平衡性学习损失函数  $L_{\text{IC}}$ ，  
所述平衡性学习强度用于调整所述  $S^a$  和所述  $S^b$  对所述  $L_{\text{IC}}$  的影响程度；  
根据所述  $L_{\text{IC}}$  训练所述分类器。
- 5、根据权利要求 4 所述的方法，其特征在于，所述平衡性学习强度用于调整所述  $S^a$   
30 和所述  $S^b$  对所述  $L_{\text{IC}}$  的影响程度，包括：  
所述平衡性学习强度用于增大所述  $S^a$  对所述  $L_{\text{IC}}$  的影响程度，以及减小所述  $S^b$  对所  
述  $L_{\text{IC}}$  的影响程度。
- 6、根据权利要求 1 至 5 中任一项所述的方法，其特征在于，所述根据所述第一训练  
样本、所述目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练分类器，包括：  
35 获取所述第一训练样本和所述目标样本的多视角特征；  
根据所述多视角特征训练所述分类器。
- 7、根据权利要求 6 所述的方法，其特征在于，所述获取所述第一训练样本和所述目  
标样本的多视角特征，包括：

从所述第一训练样本和所述目标样本中的每个样本中分离出多个图像，所述每个样本的多个图像的视角互不相同；

根据所述每个样本的多个图像获取所述每个样本的多个特征；

拼接所述每个样本的所述多个特征得到所述多视角特征。

5 8、根据权利要求 1 至 7 中任一项所述的方法，其特征在于，所述根据所述第一训练样本、所述目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练分类器，包括：

通过所述分类器确定所述第一训练样本的预测得分；

根据所述预测得分确定所述分类器的分类损失函数  $L_{CE}$ ；

根据所述  $L_{CE}$  训练所述分类器。

10 9、一种图像分类方法，其特征在于，包括：

获取待分类图像的特征；

将所述特征输入神经网络进行分类，所述神经网络包括分类器，所述分类器是通过第一训练样本、所述第一训练样本对应的目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练得到的，所述目标样本是根据所述第一训练样本和多个第二训练样本的语义相似度从所述多个第二训练样本中确定的；

15 获取所述待分类图像的分类结果。

获取所述待分类图像的分类结果。

10、根据权利要求 9 所述的方法，其特征在于，所述待分类图像的特征为多视角特征。

11、根据权利要求 10 所述的方法，其特征在于，所述获取待分类图像的特征，包括：

从所述待分类图像中获取多个不同视角的图像；

20 获取所述多个不同视角的图像中每个图像的特征；

拼接所述每个图像的特征得到所述待分类图像的多视角特征。

12、根据权利要求 9 至 11 中任一项所述的方法，其特征在于，所述分类器是通过第一训练样本、所述第一训练样本对应的目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练得到的，包括：

25 通过所述分类器确定所述第一训练样本的预测得分；

根据所述预测得分、所述第一训练样本与所述目标样本的语义相似度确定所述分类器的语义迁移损失函数  $L_{semantic}$ ，所述目标样本与所述第一训练样本的语义相似度用于确定所述预测得分对所述  $L_{semantic}$  的影响程度；

根据所述  $L_{semantic}$  训练所述分类器。

30 13、根据权利要求 12 所述的方法，其特征在于，

当所述目标样本与所述第一训练样本的语义相似度大于等于语义迁移强度时，所述预测得分对所述  $L_{semantic}$  的影响程度为 100%；

当所述目标样本与所述第一训练样本的语义相似度小于所述语义迁移强度时，所述预测得分对所述  $L_{semantic}$  的影响程度为 0。

35 14、根据权利要求 9 至 13 中任一项所述的方法，其特征在于，所述分类器是通过第一训练样本、所述第一训练样本对应的目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练得到的，包括：

通过所述分类器确定所述第一训练样本的预测得分  $S^a$ ；

通过所述分类器确定所述目标训练样本的预测得分  $S^b$ ；

根据所述  $S^a$ 、所述  $S^b$  和平衡性学习强度确定所述分类器的平衡性学习损失函数  $L_{IC}$ ，所述平衡性学习强度用于调整所述  $S^a$  和所述  $S^b$  对所述  $L_{IC}$  的影响程度；

根据所述  $L_{IC}$  训练所述分类器。

5 15、根据权利要求 14 所述的方法，其特征不在于，所述平衡性学习强度用于调整所述  $S^a$  和所述  $S^b$  对所述  $L_{IC}$  的影响程度，包括：

所述平衡性学习强度用于增大所述  $S^a$  对所述  $L_{IC}$  的影响程度，以及减小所述  $S^b$  对所述  $L_{IC}$  的影响程度。

10 16、根据权利要求 9 至 15 中任一项所述的方法，其特征不在于，所述分类器是通过第一训练样本、所述第一训练样本对应的目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练得到的，包括：

获取所述第一训练样本和所述目标样本的多视角特征；

根据所述多视角特征训练所述分类器。

17、根据权利要求 16 所述的方法，其特征不在于，所述获取所述第一训练样本和所述目标样本的多视角特征，包括：

15 从所述第一训练样本和所述目标样本中的每个样本中分离出多个图像，所述每个样本的多个图像的视角互不相同；

根据所述每个样本的多个图像获取所述每个样本的多个特征；

拼接所述每个样本的所述多个特征得到所述目标样本的多视角特征。

20 18、根据权利要求 9 至 17 中任一项所述的方法，其特征不在于，所述分类器是通过第一训练样本、所述第一训练样本对应的目标样本、所述第一训练样本和所述目标样本的语义相似度训练得到的，包括：

通过所述分类器确定所述第一训练样本的预测得分；

根据所述预测得分确定所述分类器的分类损失函数  $L_{CE}$ ；

根据所述  $L_{CE}$  训练所述分类器。

25 19、一种图像分类方法，其特征不在于，包括：

从待分类图像中获取多个不同视角的图像；

获取所述多个不同视角的图像中每个图像的特征；

将所述每个图像的特征输入神经网络进行分类，所述神经网络包括分类器；

获取所述待分类图像的分类结果。

30 20、根据权利要求 19 所述的方法，其特征不在于，所述多个不同视角的图像包括以下至少两个：所述待分类图像，所述待分类图像中的前景图像或所述待分类图像中的背景图像。

21、根据权利要求 19 或 20 所述的方法，其特征不在于，所述将所述每个图像的特征输入神经网络进行分类，包括：

35 将所述每个图像的特征拼接后输入所述神经网络进行分类。

22、根据权利要求 19 至 21 中任一项所述的方法，其特征不在于，所述分类器是通过权利要求 1 至 8 中任一项所述的方法训练得到的。

23、一种训练分类器的装置，其特征不在于，包括处理器和存储器，所述存储器用于存储计算机程序，所述处理器用于从所述存储器中调用并运行所述计算机程序执行权利要求

1 至 8 中任一项所述的方法。

24、一种图像分类装置，其特征在于，包括处理器和存储器，所述存储器用于存储计算机程序，所述处理器用于从所述存储器中调用并运行所述计算机程序执行权利要求 9 至 22 中任一项所述的方法。

5 25、一种计算机可读存储介质，其特征在于，所述计算机可读存储介质中存储了计算机程序，当所述计算机程序被处理器执行时，使得所述处理器执行权利要求 1 至 8 中任一项所述的方法。

10 26、一种计算机可读存储介质，其特征在于，所述计算机可读存储介质中存储了计算机程序，当所述计算机程序被处理器执行时，使得所述处理器执行权利要求 9 至 22 中任一项所述的方法。

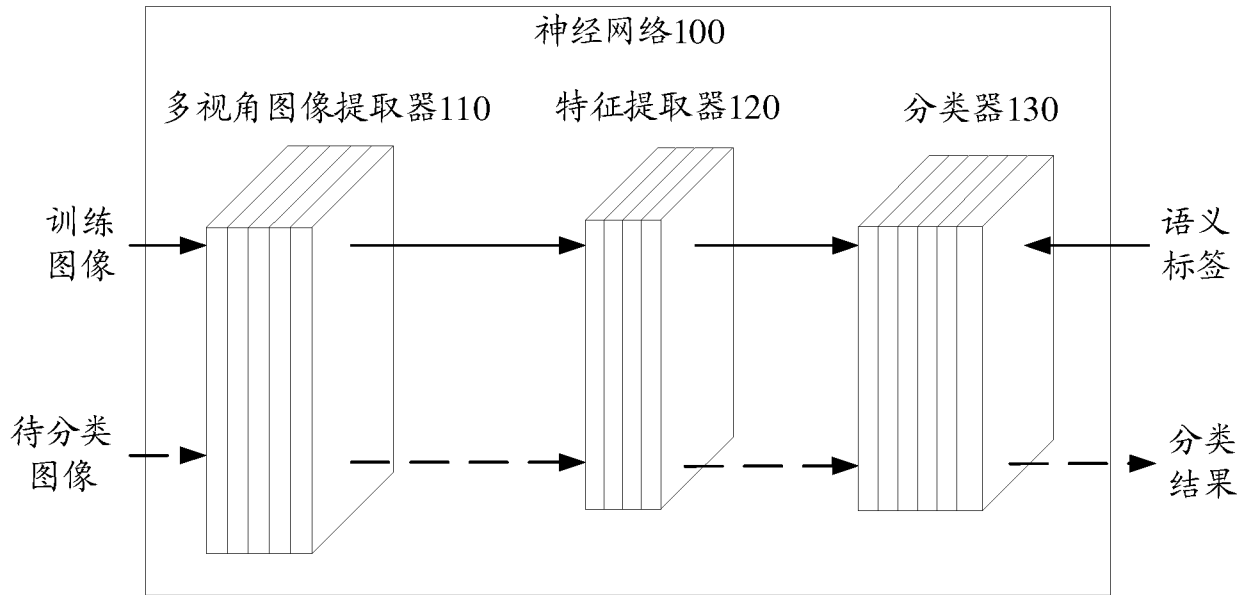


图1

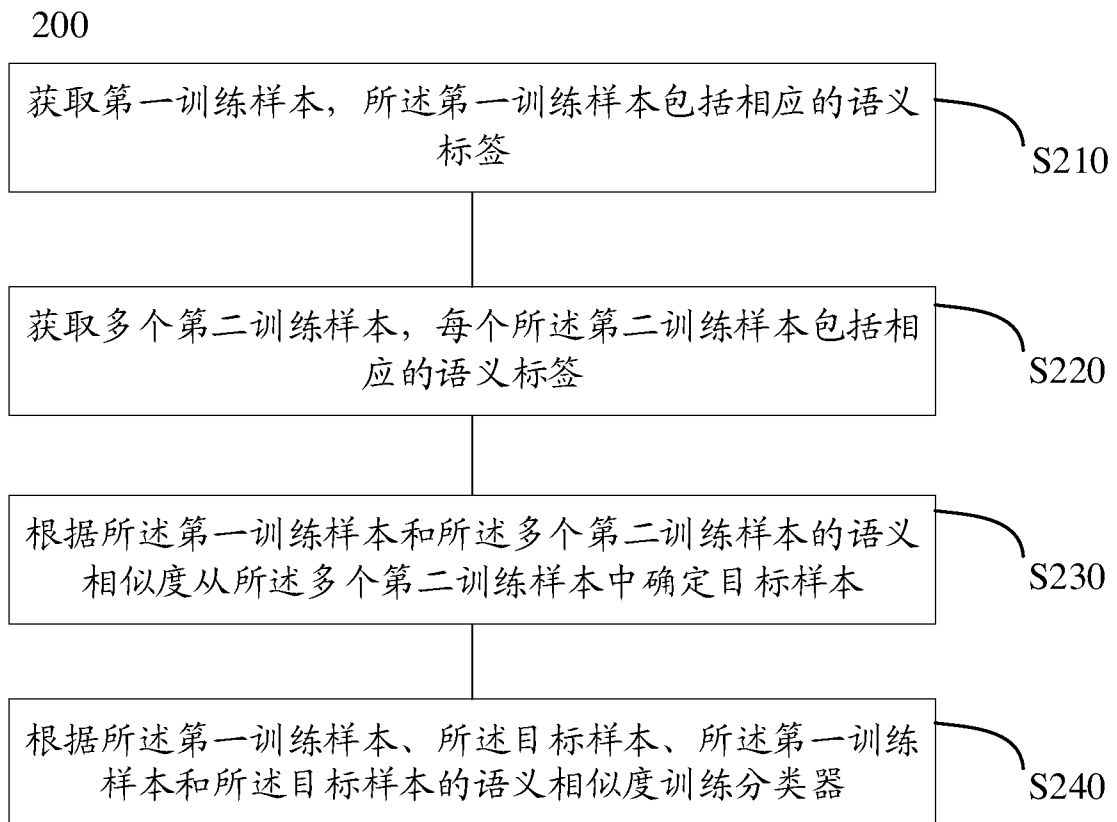


图2

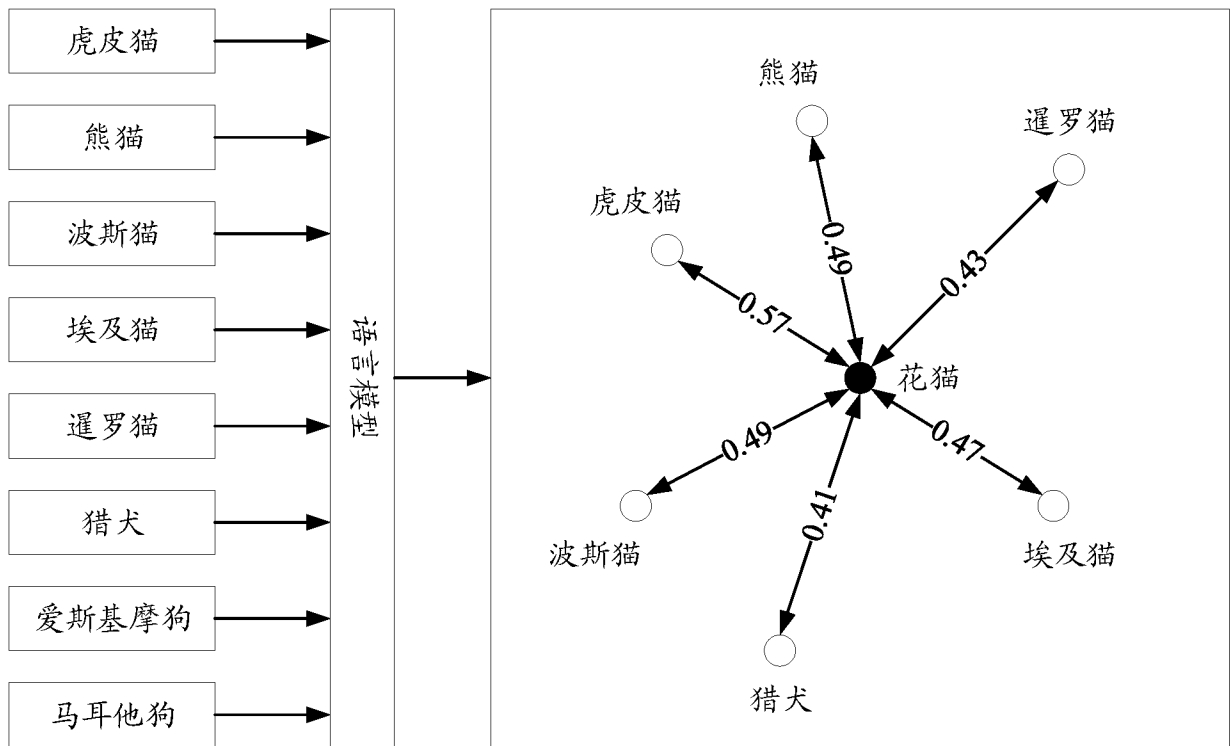


图3

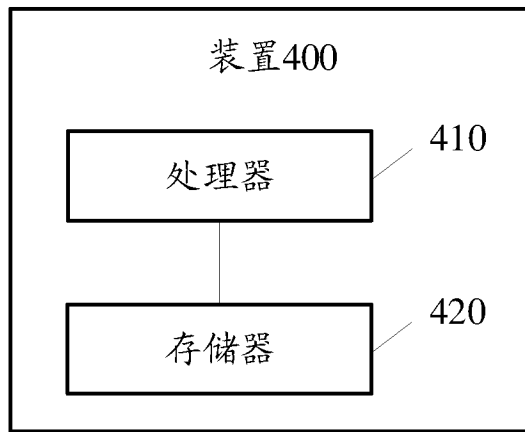


图4

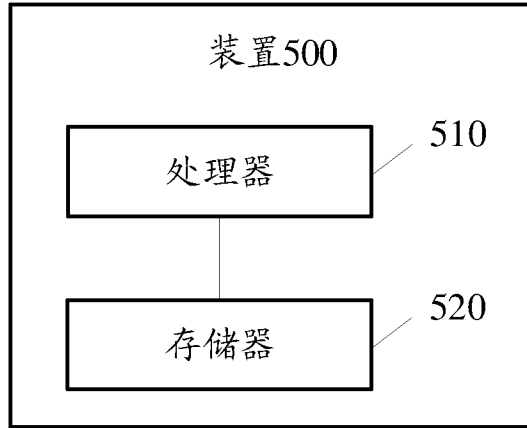


图5

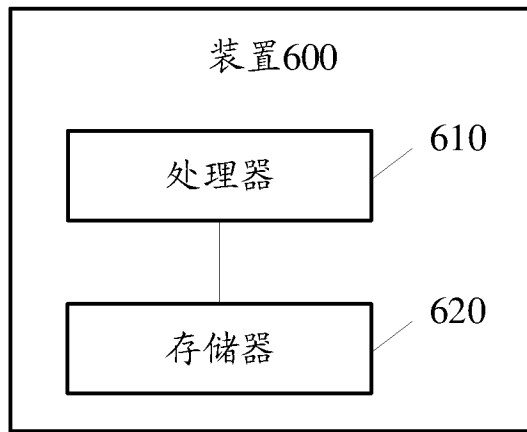


图6

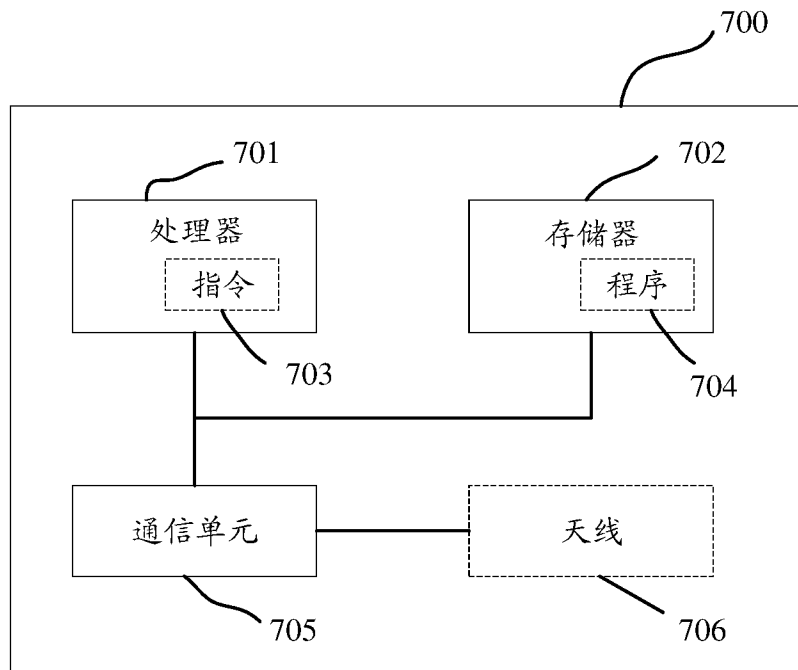


图7

## INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2020/117613

**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; G06N 3

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)

CNABS, CNKI, DWPI, SIPOABS, IEEE: 训练, 分类, 迁移, 样本, 数据集, 语义, 相似, 图像, 角, 前景, 背景, train, classification, transfer, sample, data set, semantic, similarity, image, angle, foreground, background

**C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT**

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
PX	CN 111382782 A (HUAWEI TECHNOLOGIES CO., LTD.) 07 July 2020 (2020-07-07) claims 1-26	1-26
X	CN 110378408 A (TAIZHOU HONGCHUANG ELECTRIC POWER GROUP CO., LTD.) 25 October 2019 (2019-10-25) description, paragraphs [0040]-[0112]	19-21, 24, 26
Y	CN 110378408 A (TAIZHOU HONGCHUANG ELECTRIC POWER GROUP CO., LTD.) 25 October 2019 (2019-10-25) description, paragraphs [0040]-[0112]	1-18, 22-23, 25
Y	CN 110309875 A (HARBIN ENGINEERING UNIVERSITY) 08 October 2019 (2019-10-08) description, paragraphs [0002]-[0052], figure 2	1-18, 22-23, 25
Y	CN 108510004 A (SHENZHEN UNIVERSITY) 07 September 2018 (2018-09-07) description, paragraphs [0022]-[0045]	1-18, 22-23, 25
Y	CN 108053030 A (TSINGHUA UNIVERSITY) 18 May 2018 (2018-05-18) description, paragraphs [0039]-[0100]	1-18, 22-23, 25
A	AU 2020100052 A4 (SONG SHUFENG et al.) 13 February 2020 (2020-02-13) entire document	1-26

 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

"&amp;" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

23 December 2020

Date of mailing of the international search report

31 December 2020

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/CN2020/117613**

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN	111382782	A	07 July 2020	None	
CN	110378408	A	25 October 2019	None	
CN	110309875	A	08 October 2019	None	
CN	108510004	A	07 September 2018	None	
CN	108053030	A	18 May 2018	None	
AU	2020100052	A4	13 February 2020	None	

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2020/117613

<p><b>A. 主题的分类</b> G06K 9/62(2006.01) i</p> <p>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</p>																										
<p><b>B. 检索领域</b></p> <p>检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号) G06K 9; G06N 3</p> <p>包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献</p> <p>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)) CNABS, CNKI, DWPI, SIPOABS, IEEE: 训练, 分类, 迁移, 样本, 数据集, 语义, 相似, 图像, 角, 前景, 背景, train, classification, transfer, sample, data set, semantic, similarity, image, angle, foreground, background</p>																										
<p><b>C. 相关文件</b></p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>类型*</th> <th>引用文件, 必要时, 指明相关段落</th> <th>相关的权利要求</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>PX</td> <td>CN 111382782 A (华为技术有限公司) 2020年 7月 7日 (2020 - 07 - 07) 权利要求1-26</td> <td>1-26</td> </tr> <tr> <td>X</td> <td>CN 110378408 A (台州宏创电力集团有限公司) 2019年 10月 25日 (2019 - 10 - 25) 说明书第[0040]-[0112]段</td> <td>19-21, 24, 26</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>CN 110378408 A (台州宏创电力集团有限公司) 2019年 10月 25日 (2019 - 10 - 25) 说明书第[0040]-[0112]段</td> <td>1-18, 22-23, 25</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>CN 110309875 A (哈尔滨工程大学) 2019年 10月 8日 (2019 - 10 - 08) 说明书第[0002]-[0052]段, 图2</td> <td>1-18, 22-23, 25</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>CN 108510004 A (深圳大学) 2018年 9月 7日 (2018 - 09 - 07) 说明书第[0022]-[0045]段</td> <td>1-18, 22-23, 25</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>CN 108053030 A (清华大学) 2018年 5月 18日 (2018 - 05 - 18) 说明书第[0039]-[0100]段</td> <td>1-18, 22-23, 25</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>AU 2020100052 A4 (SONG SHUFENG等) 2020年 2月 13日 (2020 - 02 - 13) 全文</td> <td>1-26</td> </tr> </tbody> </table>			类型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求	PX	CN 111382782 A (华为技术有限公司) 2020年 7月 7日 (2020 - 07 - 07) 权利要求1-26	1-26	X	CN 110378408 A (台州宏创电力集团有限公司) 2019年 10月 25日 (2019 - 10 - 25) 说明书第[0040]-[0112]段	19-21, 24, 26	Y	CN 110378408 A (台州宏创电力集团有限公司) 2019年 10月 25日 (2019 - 10 - 25) 说明书第[0040]-[0112]段	1-18, 22-23, 25	Y	CN 110309875 A (哈尔滨工程大学) 2019年 10月 8日 (2019 - 10 - 08) 说明书第[0002]-[0052]段, 图2	1-18, 22-23, 25	Y	CN 108510004 A (深圳大学) 2018年 9月 7日 (2018 - 09 - 07) 说明书第[0022]-[0045]段	1-18, 22-23, 25	Y	CN 108053030 A (清华大学) 2018年 5月 18日 (2018 - 05 - 18) 说明书第[0039]-[0100]段	1-18, 22-23, 25	A	AU 2020100052 A4 (SONG SHUFENG等) 2020年 2月 13日 (2020 - 02 - 13) 全文	1-26
类型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求																								
PX	CN 111382782 A (华为技术有限公司) 2020年 7月 7日 (2020 - 07 - 07) 权利要求1-26	1-26																								
X	CN 110378408 A (台州宏创电力集团有限公司) 2019年 10月 25日 (2019 - 10 - 25) 说明书第[0040]-[0112]段	19-21, 24, 26																								
Y	CN 110378408 A (台州宏创电力集团有限公司) 2019年 10月 25日 (2019 - 10 - 25) 说明书第[0040]-[0112]段	1-18, 22-23, 25																								
Y	CN 110309875 A (哈尔滨工程大学) 2019年 10月 8日 (2019 - 10 - 08) 说明书第[0002]-[0052]段, 图2	1-18, 22-23, 25																								
Y	CN 108510004 A (深圳大学) 2018年 9月 7日 (2018 - 09 - 07) 说明书第[0022]-[0045]段	1-18, 22-23, 25																								
Y	CN 108053030 A (清华大学) 2018年 5月 18日 (2018 - 05 - 18) 说明书第[0039]-[0100]段	1-18, 22-23, 25																								
A	AU 2020100052 A4 (SONG SHUFENG等) 2020年 2月 13日 (2020 - 02 - 13) 全文	1-26																								
<p><input type="checkbox"/> 其余文件在C栏的续页中列出。 <input checked="" type="checkbox"/> 见同族专利附件。</p>																										
<p>* 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</p> <p>“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 “&amp;” 同族专利的文件</p>																										
国际检索实际完成的日期	国际检索报告邮寄日期																									
2020年 12月 23日	2020年 12月 31日																									
ISA/CN的名称和邮寄地址	授权官员																									
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	贾勇																									
传真号 (86-10)62019451	电话号码 (86-10)62411850																									

国际检索报告  
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2020/117613

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	111382782	A	2020年 7月 7日	无	
CN	110378408	A	2019年 10月 25日	无	
CN	110309875	A	2019年 10月 8日	无	
CN	108510004	A	2018年 9月 7日	无	
CN	108053030	A	2018年 5月 18日	无	
AU	2020100052	A4	2020年 2月 13日	无	