



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 110288024 B

(45) 授权公告日 2021.08.27

(21) 申请号 201910563501.3

(22) 申请日 2019.06.26

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 110288024 A

(43) 申请公布日 2019.09.27

(73) 专利权人 山东大学
地址 250061 山东省济南市历下区经十路
17923号

(72) 发明人 周风余 刘晓倩 江连杰

(74) 专利代理机构 济南圣达知识产权代理有限公司 37221

代理人 杨哲

(51) Int. Cl.
G06K 9/62 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 109800811 A, 2019.05.24

CN 109919183 A, 2019.06.21

Jake Snell 等. Prototypical Networks for Few-shot Learning. 《arXiv:1703.05175v2 [cs.LG]》. 2017,

Yan Zheng 等. Principal characteristic networks for few-shot learning. 《J. Vis. Commun. Image R.》. 2019,

温津伟 等. 通过创建虚拟样本的小样本人脸识别统计学习方法. 《计算机研究与发展》. 2007,

审查员 韦佳黎

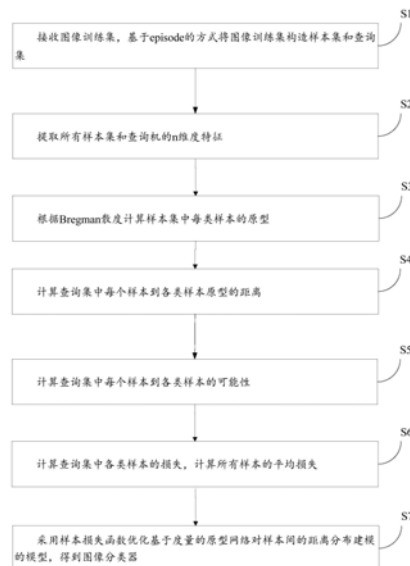
权利要求书2页 说明书9页 附图2页

(54) 发明名称

一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建、图像识别方法及系统

(57) 摘要

本公开公开了一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建、图像识别方法及系统, 该图像分类器构建方法包括: 接收图像训练集, 基于episode的方式将图像训练集构造样本集和查询集; 提取所有样本集和查询集的n维度特征; 根据Bregman散度计算样本集中每类样本的原型; 计算查询集中每个样本到各类样本原型的距离; 计算查询集中每个样本到各类样本的可能性; 计算查询集中各类样本的损失, 计算所有样本的平均损失; 采用样本损失函数优化基于度量的原型网络对样本间的距离分布建模的模型, 得到图像分类器。该图像识别方法包括接收待识别图像; 根据所述的图像分类器确定待识别图像类型, 得到图像识别结果。



1. 一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法,其特征在于,该方法包括:
接收图像训练集,基于episode的方式将图像训练集构造样本集和查询集;
提取所有样本集和查询集的n维度特征;
根据Bregman散度计算样本集中每类样本的原型;
计算查询集中每个样本到各类样本原型的距离;
计算查询集中每个样本到各类样本的可能性;所述计算查询集中每个样本到各类样本的可能性中,第k类的样本 x_q 到第k类样本原型 p_k 的可能性为

$$p(y = k | p_k) = \log \frac{\exp(-d(f(x_q), p_k))}{\sum_{k'=1}^{N_c} \exp(-d(f(x_q), p_{k'}))};$$

计算查询集中各类样本的损失,计算所有样本的平均损失;所述计算查询集中各类样本的损失中第k类样本的损失为:

$$\begin{aligned} Loss_k &= -p(y = k | p_k) - \sum_{k'=1, k' \neq k}^{N_c} p(y = k | p_{k'}) \\ &= -\log \frac{\exp(-d(f(x_q), p_k))}{\sum_{k'=1}^{N_c} \exp(-d(f(x_q), p_{k'}))} - \sum_{k'=1, k' \neq k}^{N_c} \log \frac{\exp(-d(f(x_q), p_{k'}))}{\sum_{k'=1}^{N_c} \exp(-d(f(x_q), p_{k'}))}; \end{aligned}$$

采用样本损失函数优化基于度量的原型网络对样本间的距离分布建模的模型,得到图像分类器。

2. 如权利要求1所述的一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法,其特征在于,在该方法中,采用欧氏距离或余弦距离计算查询集中每个样本到各类样本原型的距离。

3. 一种计算机可读存储介质,其中存储有多条指令,其特征在于,所述指令适于由终端设备的处理器加载并执行如权利要求1-2任一项所述的一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法。

4. 一种终端设备,其包括处理器和计算机可读存储介质,处理器用于实现各指令;计算机可读存储介质用于存储多条指令,其特征在于,所述指令适于由处理器加载并执行如权利要求1-2任一项所述的一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法。

5. 一种基于原型网络少样本学习的图像识别装置,其特征在于,基于如权利要求1-2任一项所述的一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法,包括:

训练集构造模块,被配置为接收图像训练集,基于episode的方式将图像训练集构造样本集和查询集;

特征提取模块,被配置为提取所有样本集和查询集的n维度特征;

样本原型计算模块,被配置为根据Bregman散度计算样本集中每类样本的原型;

距离计算模块,被配置为计算查询集中每个样本到各类样本原型的距离;

可能性计算模块,被配置为计算查询集中每个样本到各类样本的可能性;

样本损失计算模块,被配置为计算查询集中各类样本的损失,计算所有样本的平均损失;

模型优化模块,被配置为采用样本损失函数优化基于度量的原型网络对样本间的距离分布建模的模型,得到图像分类器。

6. 一种基于原型网络少样本学习的图像识别方法,其特征在于,该方法包括:

接收待识别图像;

根据如权利要求1-2任一项所述的一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法得到的图像分类器确定待识别图像类型,得到图像识别结果。

7. 一种计算机可读存储介质,其中存储有多条指令,其特征在于,所述指令适于由终端设备的处理器加载并执行如权利要求6所述的一种基于原型网络少样本学习的图像识别方法。

8. 一种终端设备,其包括处理器和计算机可读存储介质,处理器用于实现各指令;计算机可读存储介质用于存储多条指令,其特征在于,所述指令适于由处理器加载并执行如权利要求6所述的一种基于原型网络少样本学习的图像识别方法。

9. 一种基于原型网络少样本学习的图像识别装置,其特征在于,基于如权利要求6所述的一种基于原型网络少样本学习的图像识别方法,包括:

图像接收模块,被配置为接收待识别图像;

图像识别模块,被配置为根据所述的一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法得到的图像分类器确定待识别图像类型,得到图像识别结果。

一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建、图像识别方法及系统

技术领域

[0001] 本公开属于计算机视觉的图像识别的技术领域,涉及一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建、图像识别方法及系统。

背景技术

[0002] 本部分的陈述仅仅是提供了与本公开相关的背景技术信息,不必然构成在先技术。

[0003] 深度学习最近在计算机视觉领域取得了很大的进步,但是它需要大量的有标签数据和多次的迭代来训练大量的参数,同时在现实生活中有标签数据较难获得,对图像的标注既耗时又耗力,这限制了它的可扩展性,尤其是面对新的从未出现过的类别时,又限制了它的可应用性。相反,人类在没有直接的监督信息时,却能达到较好的目标识别效果。所以,如何通过少量的有标签数据训练得到一个泛化性能优、鲁棒性强的分类器是一个值得研究的问题,即少样本问题的研究。

[0004] 少样本学习一般含有三个数据集:training set、support set和test set。training set和support/test具有不同的label标签空间,而support set和test set具有相同的label标签空间。针对support set中含有C个类别,每一类含有K个样本,我们称之为C-way K-shot问题。

[0005] 原型网络是基于度量的少样本学习的研究思路之一:在满足Bregman散度的指数族分布的混合密度估计下,每个类别的原型表达是support set在特征空间内的各个维度的均值,然后图像识别分类问题变为在特征空间的最近邻。基于度量的原型网络是对样本间的距离分布进行建模,然而,发明人在研究过程中发现,基于原型网络的损失函数仅仅考虑到了使得同类样本靠近,未考虑到异类样本远离。

发明内容

[0006] 针对现有技术中存在的不足,本公开的一个或多个实施例提供了一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建、图像识别方法及系统,训练的分类器有效实现利用少量样本更好的衡量样本的相似性,提取更具有迁移性的特征,从而在识别训练过程中未遇到的类别样本时达到较优的效果。

[0007] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法。

[0008] 一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法,该方法包括:

[0009] 接收图像训练集,基于episode的方式将图像训练集构造样本集和查询集;

[0010] 提取所有样本集和查询集的n维度特征;

[0011] 根据Bregman散度计算样本集中每类样本的原型;

[0012] 计算查询集中每个样本到各类样本原型的距离;

[0013] 计算查询集中每个样本到各类样本的可能性；

[0014] 计算查询集中各类样本的损失,计算所有样本的平均损失；

[0015] 采用样本损失函数优化基于度量的原型网络对样本间的距离分布建模的模型,得到图像分类器。

[0016] 进一步地,在该方法中,采用欧氏距离或余弦距离计算查询集中每个样本到各类样本原型的距离。

[0017] 进一步地,在该方法中,所述计算查询集中每个样本到各类样本的可能性中,第k

类的样本 x_q 到第k类样本原型 p_k 的可能性为
$$p(y = k | p_k) = \log \frac{\exp(-d(f(x_q), p_k))}{\sum_{k'=1}^{N_c} \exp(-d(f(x_q), p_{k'}))}。$$

[0018] 进一步地,在该方法中,所述计算查询集中各类样本的损失中第k类样本的损失为:

$$\begin{aligned} \text{Loss}_k &= -p(y = k | p_k) - \sum_{k'=1, k' \neq k}^{N_c} p(y = k | p_{k'}) \\ [0019] \quad &= -\log \frac{\exp(-d(f(x_q), p_k))}{\sum_{k'=1}^{N_c} \exp(-d(f(x_q), p_{k'}))} - \sum_{k'=1, k' \neq k}^{N_c} \log \frac{\exp(-d(f(x_q), p_{k'}))}{\sum_{k'=1}^{N_c} \exp(-d(f(x_q), p_{k'}))}。 \end{aligned}$$

[0020] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种计算机可读存储介质。

[0021] 一种计算机可读存储介质,其中存储有多条指令,所述指令适于由终端设备的处理器加载并执行所述的一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法。

[0022] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种终端设备。

[0023] 一种终端设备,其包括处理器和计算机可读存储介质,处理器用于实现各指令;计算机可读存储介质用于存储多条指令,所述指令适于由处理器加载并执行所述的一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法。

[0024] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建装置。

[0025] 一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建装置,基于所述的一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法,包括:

[0026] 训练集构造模块,被配置为接收图像训练集,基于episode的方式将图像训练集构造样本集和查询集;

[0027] 特征提取模块,被配置为提取所有样本集和查询集的n维度特征;

[0028] 样本原型计算模块,被配置为根据Bregman散度计算样本集中每类样本的原型;

[0029] 距离计算模块,被配置为计算查询集中每个样本到各类样本原型的距离;

[0030] 可能性计算模块,被配置为计算查询集中每个样本到各类样本的可能性;

[0031] 样本损失计算模块,被配置为计算查询集中各类样本的损失,计算所有样本的平均损失;

[0032] 模型优化模块,被配置为采用样本损失函数优化基于度量的原型网络对样本间的距离分布建模的模型,得到图像分类器。

[0033] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种基于原型网络少样本学习

的图像识别方法。

[0034] 一种基于原型网络少样本学习的图像识别方法,该方法包括:

[0035] 接收待识别图像;

[0036] 根据所述的一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法得到的图像分类器确定待识别图像类型,得到图像识别结果。

[0037] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种计算机可读存储介质。

[0038] 一种计算机可读存储介质,其中存储有多条指令,所述指令适于由终端设备的处理器加载并执行所述的一种基于原型网络少样本学习的图像识别方法。

[0039] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种终端设备。

[0040] 一种终端设备,其包括处理器和计算机可读存储介质,处理器用于实现各指令;计算机可读存储介质用于存储多条指令,所述指令适于由处理器加载并执行所述的一种基于原型网络少样本学习的图像识别方法。

[0041] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种基于原型网络少样本学习的图像识别装置。

[0042] 一种基于原型网络少样本学习的图像识别装置,基于所述的一种基于原型网络少样本学习的图像识别方法,包括:

[0043] 图像接收模块,被配置为接收待识别图像;

[0044] 图像识别模块,被配置为根据所述的一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法得到的图像分类器确定待识别图像类型,得到图像识别结果。

[0045] 本公开的有益效果:

[0046] 本公开提供的一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建、图像识别方法及系统,通过在损失函数中既考虑了同类样本靠近,又考虑了异类样本远离,可以在基于episode构造的训练过程中衡量不同类别样本的共性特征,提取更具有迁移性的特征,达到较优的分类结果和图像识别结果。

附图说明

[0047] 构成本申请的一部分的说明书附图用来提供对本申请的进一步理解,本申请的示意性实施例及其说明用于解释本申请,并不构成对本申请的不当限定。

[0048] 图1是本公开一个或多个实施例提供的一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法流程图;

[0049] 图2是本公开一个或多个实施例提供的基于原型网络的少样本学习算法流程图;

[0050] 图3是本公开一个或多个实施例提供的一种基于原型网络少样本学习的图像识别方法流程图。

具体实施方式:

[0051] 下面将结合本公开的一个或多个实施例中的附图,对本公开的一个或多个实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本公开一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本公开的一个或多个实施例,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,都属于本公开保护的范围。

[0052] 应该指出,以下详细说明都是例示性的,旨在对本申请提供进一步的说明。除非另有指明,使用的所有技术和科学术语具有与本申请所属技术领域的普通技术人员通常理解的含义。

[0053] 需要注意的是,这里所使用的术语仅是为了描述具体实施方式,而非意图限制根据本申请的示例性实施方式。如在这里所使用的,除非上下文另外明确指出,否则单数形式也意图包括复数形式,此外,还应当理解的是,当在本说明书中使用术语“包含”和/或“包括”时,其指明存在特征、步骤、操作、器件、组件和/或它们的组合。

[0054] 需要注意的是,附图中的流程图和框图示出了根据本公开的各种实施例的方法和系统的可能实现的体系架构、功能和操作。应当注意,流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块、程序段、或代码的一部分,所述模块、程序段、或代码的一部分可以包括一个或多个用于实现各个实施例中所规定的逻辑功能的可执行指令。也应当注意,在有些作为备选的实现中,方框中所标注的功能也可以按照不同于附图中所标注的顺序发生。例如,两个接连地表示的方框实际上可以基本并行地执行,或者它们有时也可以按照相反的顺序执行,这取决于所涉及的功能。同样应当注意的是,流程图和/或框图中的每个方框、以及流程图和/或框图中的方框的组合,可以使用执行规定的功能或操作的专用的基于硬件的系统来实现,或者可以使用专用硬件与计算机指令的组合来实现。

[0055] 在不冲突的情况下,本公开中的实施例及实施例中的特征可以相互组合,下面结合附图与实施例对本公开作进一步说明。

[0056] 实施例一

[0057] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法。

[0058] 如图1所示,一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法,该方法包括:

[0059] 步骤S1:接收图像训练集,基于episode的方式将图像训练集构造样本集和查询集;

[0060] 步骤S2:提取所有样本集和查询集的n维度特征;

[0061] 步骤S3:根据Bregman散度计算样本集中每类样本的原型;

[0062] 步骤S4:计算查询集中每个样本到各类样本原型的距离;

[0063] 步骤S5:计算查询集中每个样本到各类样本的可能性;

[0064] 步骤S6:计算查询集中各类样本的损失,计算所有样本的平均损失;

[0065] 步骤S7:采用样本损失函数优化基于度量的原型网络对样本间的距离分布建模的模型,得到图像分类器。

[0066] 在本公开一个或多个实施例步骤S1中,基于episode的方式,对训练集进行构造sample set样本集和query set查询集。

[0067] 在训练集中随机选择 N_c 类样本用于本次episode,对每类样本随机选取 N_s 个样本构成sample set,在该类剩余的样本中随机选取 N_q 个样本构成query set。在本实施例中, $N_c = 5, N_s = 1, N_q = 19$ 。

[0068] 在本公开一个或多个实施例步骤S2中,提取所有sample set和query set的特征。特征是sample set和query set经过提前搭建好的模型的全连接层输出的64维度特征。

[0069] 在本公开一个或多个实施例步骤S3中,计算sample set中每一类样本的原型。根

据Bregman散度,第k类样本的原型 $p_k = \frac{1}{N_s} \sum_{(x_i, y_i) \in S_k} f(x_i)$, 其中 N_s 是每一类别所选择的样本数,

S_k 是sample set, $f(x_i)$ 是sample set的特征。

[0070] 在本公开一个或多个实施例步骤S4中,计算query set中每个样本 x_q 到各类样本原型距离 $d(f(x_q), p_k)$, 可以采用欧氏距离或者余弦距离。

[0071] 所步骤S4中的距离计算,可以采用常用的距离计算,如采用欧氏距离或余弦距离计算查询集中每个样本到各类样本原型的距离。

[0072] 在本公开一个或多个实施例步骤S5中,计算query set中每个样本 x_q 到各类样本原型的可能性。第k类的样本 x_q 属于第k类样本的可能性

$$p(y = k | p_k) = \log \frac{\exp(-d(f(x_q), p_k))}{\sum_{k'=1}^{N_c} \exp(-d(f(x_q), p_{k'}))}。$$

[0073] 在本公开一个或多个实施例步骤S6中,计算query set中第k类样本的损失。

$$Loss_k = -p(y = k | p_k) - \sum_{k'=1, k' \neq k}^{N_c} p(y = k | p_{k'})$$

$$[0074] \quad = -\log \frac{\exp(-d(f(x_q), p_k))}{\sum_{k'=1}^{N_c} \exp(-d(f(x_q), p_{k'}))} - \sum_{k'=1, k' \neq k}^{N_c} \log \frac{\exp(-d(f(x_q), p_{k'}))}{\sum_{k'=1}^{N_c} \exp(-d(f(x_q), p_{k'}))}$$

$$[0075] \quad \text{计算query set中所有样本的损失 } Loss = \frac{1}{N_c} \sum_{k=1}^{N_c} Loss_k。$$

[0076] 在本公开一个或多个实施例步骤S7中,根据损失函数对模型进行优化。采用随机梯度下降对模型进行优化。

[0077] 具体算法的伪代码如表1所示。

[0078] 表1

算法 1 基于原型网络的少样本学习算法

设 N 是数据集的所有样本类数, N_c 是选择的类别数, N_s 是 sample set (S) 中每类样本的数量, N_q 是 query set (Q) 中每类样本的数量。 D_k 代表第 k 类所有的样本集合, p_k 代表第 k 类样本的原型。 $Optimize$ 是损失函数 $Loss$ 。

输入: 训练集 $D = \{(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)\}$, 其中 y 属于 one-hot 编码。

输出: 对于随机生成的 episode 的对应损失 $Loss$ 。

1: 从 N 类中随机选择 N_c 类用于构造 sample set 和 query set

2: **for** k in $\{1, \dots, N_c\}$ **do**

3: 从 D_k 中随机选择 N_s 个样本, 构成 S_k

4: 从 $(D_k - S_k)$ 中随机选择 N_q 个样本, 构成 Q_k

5: $S = S + S_k$

6: $Q = Q + Q_k$

7:
$$p_k = \frac{1}{N_s} \sum_{(x_i, y_i) \in S_k} f(x_i)$$

8: **end for**

9: $J = 0$

10: **for** k in $\{1, \dots, N_c\}$ **do**

11: **for** (x, y) in Q_k **do**

12: $Optimize$ (SGD)

13: **end for**

14: **end for**

[0079]

[0080]

[0081] 实施例二

[0082] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面, 提供一种计算机可读存储介质。

[0083] 一种计算机可读存储介质, 其中存储有多条指令, 所述指令适于由终端设备的处理器加载并执行所述的一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法。

[0084] 实施例三

[0085] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面, 提供一种终端设备。

[0086] 一种终端设备, 其包括处理器和计算机可读存储介质, 处理器用于实现各指令; 计算机可读存储介质用于存储多条指令, 所述指令适于由处理器加载并执行所述的一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法。

[0087] 这些计算机可执行指令在设备中运行时使得该设备执行根据本公开中的各个实施例所描述的方法或过程。

[0088] 在本实施例中,计算机程序产品可以包括计算机可读存储介质,其上载有用于执行本公开的各个方面的计算机可读程序指令。计算机可读存储介质可以是可以保持和存储由指令执行设备使用的指令的有形设备。计算机可读存储介质例如可以是一一但不限于一一电存储设备、磁存储设备、光存储设备、电磁存储设备、半导体存储设备或者上述的任意合适的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子(非穷举的列表)包括:便携式计算机盘、硬盘、随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦式可编程只读存储器(EPROM或闪存)、静态随机存取存储器(SRAM)、便携式压缩盘只读存储器(CD-ROM)、数字多功能盘(DVD)、记忆棒、软盘、机械编码设备、例如其上存储有指令的打孔卡或凹槽内凸起结构、以及上述的任意合适的组合。这里所使用的计算机可读存储介质不被解释为瞬时信号本身,诸如无线电波或者其他自由传播的电磁波、通过波导或其他传输媒介传播的电磁波(例如,通过光纤电缆的光脉冲)、或者通过电线传输的电信号。

[0089] 本公开所描述的计算机可读程序指令可以从计算机可读存储介质下载到各个计算/处理设备,或者通过网络、例如因特网、局域网、广域网和/或无线网下载到外部计算机或外部存储设备。网络可以包括铜传输电缆、光纤传输、无线传输、路由器、防火墙、交换机、网关计算机和/或边缘服务器。每个计算/处理设备中的网络适配卡或者网络接口从网络接收计算机可读程序指令,并转发该计算机可读程序指令,以供存储在各个计算/处理设备中的计算机可读存储介质中。

[0090] 用于执行本公开内容操作的计算机程序指令可以是汇编指令、指令集架构(ISA)指令、机器指令、机器相关指令、微代码、固件指令、状态设置数据、或者以一种或多种编程语言的任意组合编写的源代码或目标代码,所述编程语言包括面向对象的编程语言—诸如C++等,以及常规的过程式编程语言—诸如“C”语言或类似的编程语言。计算机可读程序指令可以完全地在用户计算机上执行、部分地在用户计算机上执行、作为一个独立的软件包执行、部分在用户计算机上部分在远程计算机上执行、或者完全在远程计算机或服务器上执行。在涉及远程计算机的情形中,远程计算机可以通过任意种类的网络—包括局域网(LAN)或广域网(WAN)—连接到用户计算机,或者,可以连接到外部计算机(例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接)。在一些实施例中,通过利用计算机可读程序指令的状态信息来个性化定制电子电路,例如可编程逻辑电路、现场可编程门阵列(FPGA)或可编程逻辑阵列(PLA),该电子电路可以执行计算机可读程序指令,从而实现本公开内容的各个方面。

[0091] 实施例四

[0092] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建装置。

[0093] 一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建装置,基于所述的一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法,包括:

[0094] 训练集构造模块,被配置为接收图像训练集,基于episode的方式将图像训练集构造样本集和查询集;

[0095] 特征提取模块,被配置为提取所有样本集和查询集的n维度特征;

[0096] 样本原型计算模块,被配置为根据Bregman散度计算样本集中每类样本的原型;

[0097] 距离计算模块,被配置为计算查询集中每个样本到各类样本原型的距离;

[0098] 可能性计算模块,被配置为计算查询集中每个样本到各类样本的可能性;

[0099] 样本损失计算模块,被配置为计算查询集中各类样本的损失,计算所有样本的平均损失;

[0100] 模型优化模块,被配置为采用样本损失函数优化基于度量的原型网络对样本间的距离分布建模的模型,得到图像分类器。

[0101] 应当注意,尽管在上文的详细描述中提及了设备的若干模块或子模块,但是这种划分仅仅是示例性而非强制性的。实际上,根据本公开的实施例,上文描述的两个或更多模块的特征和功能可以在一个模块中具体化。反之,上文描述的一个模块的特征和功能可以进一步划分为由多个模块来具体化。

[0102] 实施例五

[0103] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种基于原型网络少样本学习的图像识别方法。

[0104] 如图3所示,一种基于原型网络少样本学习的图像识别方法,该方法包括:

[0105] 接收待识别图像;

[0106] 根据所述的一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法得到的图像分类器确定待识别图像类型,得到图像识别结果。

[0107] 实施例六

[0108] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种计算机可读存储介质。

[0109] 一种计算机可读存储介质,其中存储有多条指令,所述指令适于由终端设备的处理器加载并执行所述的一种基于原型网络少样本学习的图像识别方法。

[0110] 实施例七

[0111] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种终端设备。

[0112] 一种终端设备,其包括处理器和计算机可读存储介质,处理器用于实现各指令;计算机可读存储介质用于存储多条指令,所述指令适于由处理器加载并执行所述的一种基于原型网络少样本学习的图像识别方法。

[0113] 实施例八

[0114] 根据本公开的一个或多个实施例的一个方面,提供一种基于原型网络少样本学习的图像识别装置。

[0115] 一种基于原型网络少样本学习的图像识别装置,基于所述的一种基于原型网络少样本学习的图像识别方法,包括:

[0116] 图像接收模块,被配置为接收待识别图像;

[0117] 图像识别模块,被配置为根据所述的一种基于原型网络少样本学习的图像分类器构建方法得到的图像分类器确定待识别图像类型,得到图像识别结果。

[0118] 应当注意,尽管在上文的详细描述中提及了设备的若干模块或子模块,但是这种划分仅仅是示例性而非强制性的。实际上,根据本公开的实施例,上文描述的两个或更多模块的特征和功能可以在一个模块中具体化。反之,上文描述的一个模块的特征和功能可以进一步划分为由多个模块来具体化。

[0119] 以上所述仅为本申请的优选实施例而已,并不用于限制本申请,对于本领域的技术人员来说,本申请可以有各种更改和变化。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。因此,本公开将不会被限制于本

公开所示的这些实施例,而是要符合与本公开所公开的原理和新颖特点相一致的最宽的范围。

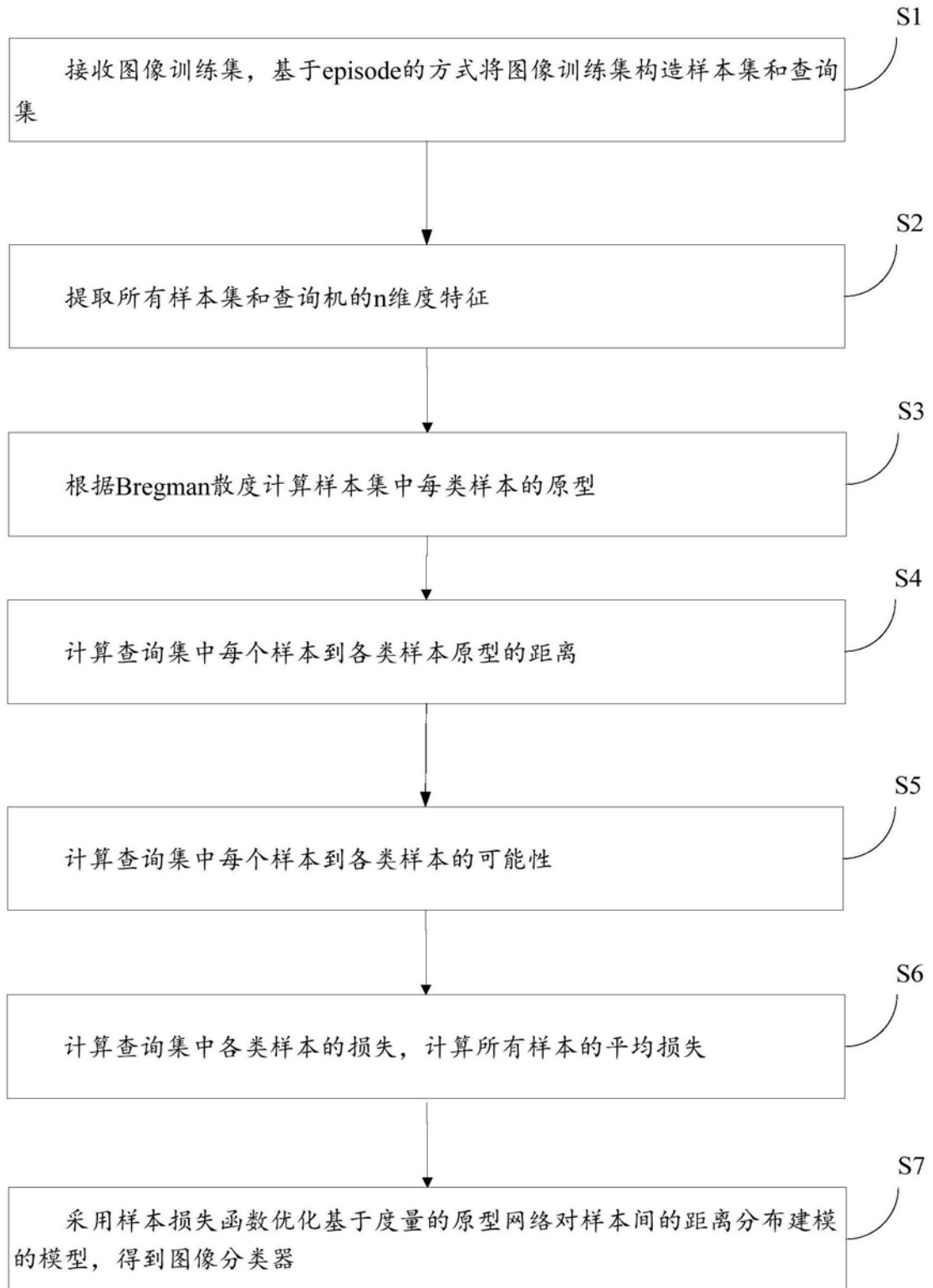


图1

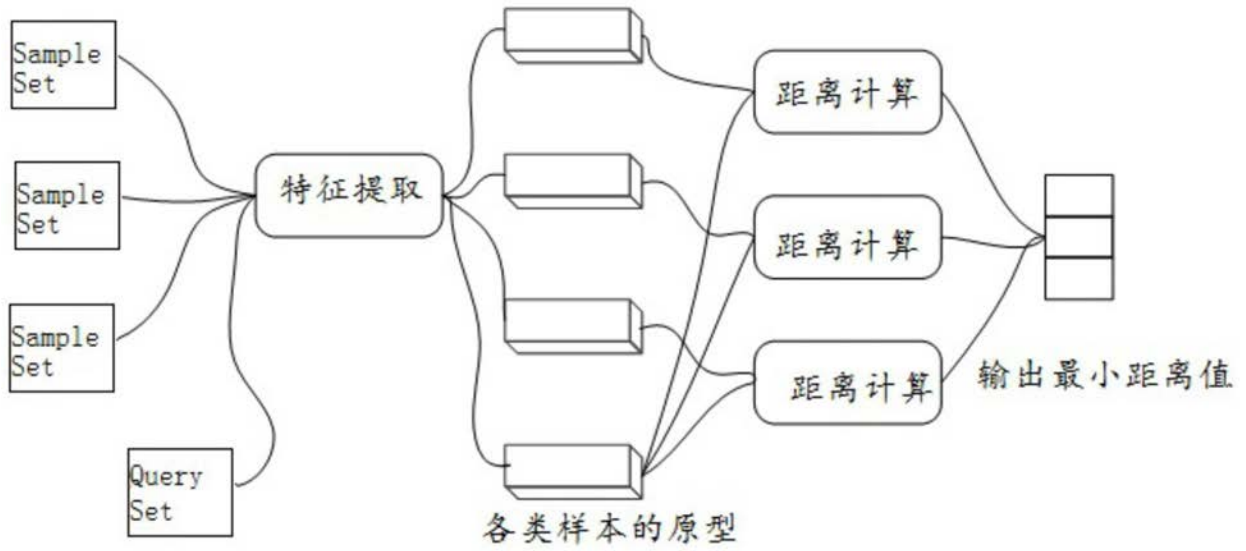


图2

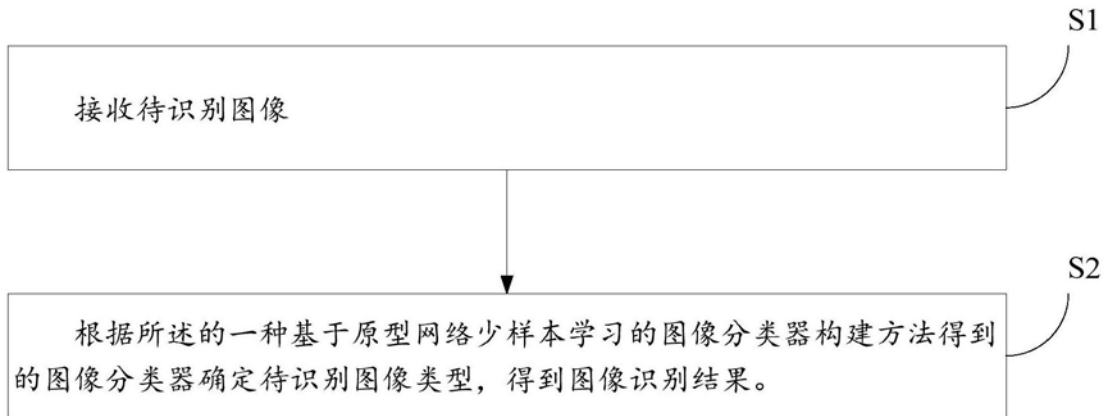


图3