(19)中华人民共和国国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110569924 A
(43)申请公布日 2019.12.13

(21)申请号 201910883013.0

(22)申请日 2019.09.18

(71)申请人 南京雷鲨信息科技有限公司
地址 210000 江苏省南京市江北新区星火路17号创智大厦A座601室

(72)发明人 郑斌

(74)专利代理机构 北京清亦华知识产权代理事务所(普通合伙) 11201
代理人 彭琰

(51)Int.Cl.
G06K 9/62(2006.01)
G06F 9/451(2018.01)

权利要求书3页 说明书8页 附图2页

(54)发明名称

图标处理方法、装置、可读存储介质及计算机设备

(57)摘要

本发明公开了一种图标处理方法、装置、可读存储介质及计算机设备，所述方法应用于客户终端，所述方法包括：获取不同风格的图标集合，并按照风格分组，标注各自风格类别；根据所述风格类别训练生成网络和鉴别网络，使所述生成网络携带目标风格信息，且能将图标转换成所述图标集合中任一风格的图标；使所述鉴别网络既能鉴别所生成图标的真假，且能分类为某一风格；获取用户选定的当前要生成的图标风格，将所有应用程序的原始图标送入所述生成网络的输入，以输出具有当前要生成的图标风格的图标，并替换所述原始图标。本发明能够解决现有技术在更换图标时，工作量大、制作慢的问题。

CN 110569924 A

1.一种图标处理方法，其特征在于，所述方法包括：

获取不同风格的图标集合，并按照风格分组，标注各自风格类别；

根据所述风格类别训练生成网络和鉴别网络，使所述生成网络携带目标风格信息，且能将图标转换成所述图标集合中任一风格的图标；使所述鉴别网络既能鉴别所生成图标的真假，且能分类为某一风格；

获取用户选定的当前要生成的图标风格，将所有应用程序的原始图标送入所述生成网络的输入，以输出具有当前要生成的图标风格的图标，并替换所述原始图标。

2.根据权利要求1所述的图标处理方法，其特征在于，所述根据所述风格类别训练生成网络和鉴别网络，使所述生成网络携带目标风格信息，且能将图标转换成所述图标集合中任一风格的图标；使所述鉴别网络既能鉴别所生成图标的真假，且能分类为某一风格的步骤包括：

从所述图标集合中取出图标x，所述图标x的风格类别为c_x，从所述图标集合中随机选择一个与c_x不同的风格类别c_y，作为本次样本训练的目标类别；

将所述图标x和风格类别c_y输入所述生成网络，输出为一个既与原图标相似又具有类别c_y风格的图标$\hat{y}$；

将图标$\hat{y}$和风格类别c_x输入所述生成网络，输出为一个既与$\hat{y}$相似又具有风格类别c_x的图标$\hat{x}$；

将所述图标x通过所述鉴别网络，得到可信度参数D_src(x)以及类别D_cls(x)，其中，期望可信度参数D_src(x)趋于识别为真，期望类别D_cls(x)符合c_x，将图标$\hat{y}$通过所述鉴别网络，得到可信度参数$D_src(\hat{y})$以及类别$D_cls(\hat{y})$，其中，期望可信度参数$D_src(\hat{y})$趋于识别为假，期望类别$D_cls(\hat{y})$符合c_y；

重复上述步骤，以训练得到所述生成网络和所述鉴别网络。

3.根据权利要求2所述的图标处理方法，其特征在于，衡量所述鉴别网络识别真假能力，具有损失函数$Loss_{adv}$；

$Loss_{adv}=E_x[\log D_{src}(x)]+E_{x,c}[\log(1-D_{src}(G(x,c)))]$，其中G(x,c)即$\hat{y}$；

衡量所述鉴别网络识别风格分类的能力，具有损失函数$Loss_{cls}$，其中，分别计算D_cls(x)和c_x之间的交叉熵以及$D_cls(\hat{y})$和c_y之间的交叉熵，把它们的和作为损失函数$Loss_{cls}$；

衡量所述鉴别网络重建能力，具有损失函数$Loss_{rec}$；

$$Loss_{rec}=E_{x,\hat{x}}\left[\left|\left|x-\hat{x}\right|\right|_1\right]$$

所述鉴别网络的最终损失函数$Loss=\alpha Loss_{adv}+\beta Loss_{cls}+\gamma Loss_{rec}$；

其中，α、β、γ分别为$Loss_{adv}$、$Loss_{cls}$、$Loss_{rec}$的权重系数。

4.根据权利要求1所述的图标处理方法，其特征在于，所述方法还包括：

在服务器的数据库中保存所述应用程序的标识名与当前要生成的图标风格、以及具有当前要生成的图标风格的图标的映射数据字段；

将生成的图标集合作为主题图标包发布，以替换所述原始图标。

5.根据权利要求4所述的图标处理方法，其特征在于，所述方法还包括：

判断已安装的应用程序中是否存在所述主题图标包未覆盖的应用程序；

若是，则将所述主题图标包未覆盖的应用程序的标识名及其原始图标上传至所述服务器，以使所述服务器从所述数据库中查找是否存在对应风格的已转换图标；

若所述数据库中存在对应风格的已转换图标，则所述服务器将该对应风格的已转换图标作为返回，替换所述主题图标包未覆盖的应用程序的原始图标；

若所述数据库中不存在对应风格的已转换图标，则将所述主题图标包未覆盖的应用程序的原始图标送入所述生成网络的输入得到转换图标，替换所述主题图标包未覆盖的应用程序的原始图标。

6.一种图标处理装置，其特征在于，所述装置包括：

获取模块，用于获取不同风格的图标集合，并按照风格分组，标注各自风格类别；

训练模块，用于根据所述风格类别训练生成网络和鉴别网络，使所述生成网络携带目标风格信息，且能将图标转换成所述图标集合中任一风格的图标；使所述鉴别网络既能鉴别所生成图标的真假，且能分类为某一风格；

替换模块，用于获取用户选定的当前要生成的图标风格，将所有应用程序的原始图标送入所述生成网络的输入，以输出具有当前要生成的图标风格的图标，并替换所述原始图标。

7.根据权利要求6所述的图标处理装置，其特征在于，所述训练模块具体用于：

从所述图标集合中取出图标x，所述图标x的风格类别为c_x，从所述图标集合中随机选择一个与c_x不同的风格类别c_y，作为本次样本训练的目标类别；

将所述图标x和风格类别c_y输入所述生成网络，输出为一个既与原图标相似又具有类别c_y风格的图标$\hat{y}$；

将图标$\hat{y}$和风格类别c_x输入所述生成网络，输出为一个既与$\hat{y}$相似又具有风格类别c_x的图标$\hat{x}$；

将所述图标x通过所述鉴别网络，得到可信度参数D_src(x)以及类别D_cls(x)，其中，期望可信度参数D_src(x)趋于识别为真，期望类别D_cls(x)符合c_x，将图标$\hat{y}$通过所述鉴别网络，得到可信度参数$D_src(\hat{y})$以及类别$D_cls(\hat{y})$，其中，期望可信度参数$D_src(\hat{y})$趋于识别为假，期望类别$D_cls(\hat{y})$符合c_y；

重复上述步骤，以训练得到所述生成网络和所述鉴别网络。

8.根据权利要求7所述的图标处理装置，其特征在于，衡量所述鉴别网络识别真假能力，具有损失函数$Loss_{adv}$；

$Loss_{adv}=E_x[\log D_{src}(x)]+E_{x,c}[\log(1-D_{src}(G(x,c)))]$，其中$G(x,c)$即$\hat{y}$；

衡量所述鉴别网络识别风格分类的能力，具有损失函数$Loss_{cls}$，其中，分别计算D_cls(x)和c_x之间的交叉熵以及$D_cls(\hat{y})$和c_y之间的交叉熵，把它们的和作为损失函数$Loss_{cls}$；

衡量所述鉴别网络重建能力，具有损失函数$Loss_{rec}$；

$$\mathrm{Loss}_{\mathrm{rec}} = \mathrm{E}_{\mathrm{x},\hat{\mathrm{x}}}\left[\left|\left|\mathrm{x}-\hat{\mathrm{x}}\right|\right|_1\right]$$

所述鉴别网络的最终损失函数$\mathrm{Loss}=\alpha\mathrm{Loss}_{\mathrm{adv}}+\beta\mathrm{Loss}_{\mathrm{cls}}+\gamma\mathrm{Loss}_{\mathrm{rec}}$；

其中，α、β、γ分别为$\mathrm{Loss}_{\mathrm{adv}}$、$\mathrm{Loss}_{\mathrm{cls}}$、$\mathrm{Loss}_{\mathrm{rec}}$的权重系数。

9.一种可读存储介质，其上存储有计算机指令，其特征在于，该指令被处理器执行时实现权利要求1至5任意一项所述方法的步骤。

10.一种计算机设备，包括存储器、处理器以及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序，其特征在于，所述处理器执行所述程序时实现如权利要求1至5任意一项所述的方法。

图标处理方法、装置、可读存储介质及计算机设备

技术领域

[0001] 本发明涉及计算机技术领域，特别是涉及一种图标处理方法、装置、可读存储介质及计算机设备。

背景技术

[0002] 随时计算机技术和移动网络的飞速发展，手机、平板电脑等移动终端已经成为日常生活中不可缺少的电子产品，以手机为例，手机中的应用图标是应用的第一入口，向用户展示最简洁关键的应用属性信息。

[0003] 伴随着人们个性化需求的提高，手机主题应运而生，应用图标也当然需要与主题风格统一，既要使各个图标保留其原始特征，又要能彰显风格特性。传统方法上，针对每个主题设计一套图标，替换原图标。但现有技术中，针对每个新的主题风格，都需要设计人员重新设计所有图标，工作量大，制作慢。

发明内容

[0004] 为此，本发明的一个目的在于提出一种图标处理方法，以解决现有技术在更换图标时，工作量大、制作慢的问题。

[0005] 一种图标处理方法，包括：

[0006] 获取不同风格的图标集合，并按照风格分组，标注各自风格类别；

[0007] 根据所述风格类别训练生成网络和鉴别网络，使所述生成网络携带目标风格信息，且能将图标转换成所述图标集合中任一风格的图标；使所述鉴别网络既能鉴别所生成图标的真假，且能分类为某一风格；

[0008] 获取用户选定的当前要生成的图标风格，将所有应用程序的原始图标送入所述生成网络的输入，以输出具有当前要生成的图标风格的图标，并替换所述原始图标。

[0009] 根据本发明提供的图标处理方法，使用生成对抗网络(GAN，Generative Adversarial Networks)的图像生成技术，首先训练得到生成网络和鉴别网络，其中，生成网络能够学习到不同风格类别，具有生成集合中任意一种风格图标的能力，使用该生成网络和鉴别网络，通过一次训练就能够获得对多个风格进行转换的能力，减少训练耗时，减少对训练样本的需求量，从而解决工作量大、制作慢的问题，当获取到用户选定的当前要生成的图标风格时，直接将所有应用程序的原始图标送入所述生成网络的输入，输出具有当前要生成的图标风格的图标，并替换所述原始图标，能够实现快速生成大量风格统一而又保留原图标特征的图标集合的技术效果。

[0010] 另外，根据本发明上述的图标处理方法，还可以具有如下附加的技术特征：

[0011] 进一步地，所述根据所述风格类别训练生成网络和鉴别网络，使所述生成网络携带目标风格信息，且能将图标转换成所述图标集合中任一风格的图标；使所述鉴别网络既能鉴别所生成图标的真假，且能分类为某一风格的步骤包括：

[0012] 从所述图标集合中取出图标x，所述图标x的风格类别为c_x，从所述图标集合中随

机选择一个与c_x不同的风格类别c_y，作为本次样本训练的目标类别；

[0013] 将所述图标x和风格类别c_y输入所述生成网络，输出为一个既与原图标相似又具有类别c_y风格的图标$\hat{y}$；

[0014] 将图标$\hat{y}$和风格类别c_x输入所述生成网络，输出为一个既与$\hat{y}$相似又具有风格类别c_x的图标$\hat{x}$；

[0015] 将所述图标x通过所述鉴别网络，得到可信度参数D_src(x)以及类别D_cls(x)，其中，期望可信度参数D_src(x)趋于识别为真，期望类别D_cls(x)符合c_x，将图标$\hat{y}$通过所述鉴别网络，得到可信度参数$D_src(\hat{y})$以及类别$D_cls(\hat{y})$，其中，期望可信度参数$D_src(\hat{y})$趋于识别为假，期望类别$D_cls(\hat{y})$符合c_y；

[0016] 重复上述步骤，以训练得到所述生成网络和所述鉴别网络。

[0017] 进一步地，衡量所述鉴别网络识别真假能力，具有损失函数$Loss_{adv}$；

[0018] $Loss_{adv}=E_x[\log D_{src}(x)]+E_{x,c}[\log(1-D_{src}(G(x,c)))]$，其中G(x,c)即$\hat{y}$；

[0019] 衡量所述鉴别网络识别风格分类的能力，具有损失函数$Loss_{cls}$，其中，分别计算D_cls(x)和c_x之间的交叉熵以及$D_cls(\hat{y})$和c_y之间的交叉熵，把它们的和作为损失函数$Loss_{cls}$；

[0020] 衡量所述鉴别网络重建能力，具有损失函数$Loss_{rec}$；

[0021] $$Loss_{rec}=E_{x,\hat{x}}\left[\left\|x-\hat{x}\right\|_1\right]$$

[0022] 所述鉴别网络的最终损失函数$Loss=\alpha Loss_{adv}+\beta Loss_{cls}+\gamma Loss_{rec}$；

[0023] 其中，α、β、γ分别为$Loss_{adv}$、$Loss_{cls}$、$Loss_{rec}$的权重系数。

[0024] 进一步地，所述方法还包括：

[0025] 在服务器的数据库中保存所述应用程序的标识名与当前要生成的图标风格、以及具有当前要生成的图标风格的图标的映射数据字段；

[0026] 将生成的图标集合作为主题图标包发布，以替换所述原始图标。

[0027] 进一步地，所述方法还包括：

[0028] 判断已安装的应用程序中是否存在所述主题图标包未覆盖的应用程序；

[0029] 若是，则将所述主题图标包未覆盖的应用程序的标识名及其原始图标上传至所述服务器，以使所述服务器从所述数据库中查找是否存在对应风格的已转换图标；

[0030] 若所述数据库中存在对应风格的已转换图标，则所述服务器将该对应风格的已转换图标作为返回，替换所述主题图标包未覆盖的应用程序的原始图标；

[0031] 若所述数据库中不存在对应风格的已转换图标，则将所述主题图标包未覆盖的应用程序的原始图标送入所述生成网络的输入得到转换图标，替换所述主题图标包未覆盖的应用程序的原始图标。

[0032] 本发明的另一个目的在于提出一种图标处理装置，以解决现有技术在更换图标时，工作量大、制作慢的问题。

[0033] 一种图标处理装置，包括：

[0034] 获取模块，用于获取不同风格的图标集合，并按照风格分组，标注各自风格类别；

[0035] 训练模块，用于根据所述风格类别训练生成网络和鉴别网络，使所述生成网络携

带目标风格信息，且能将图标转换成所述图标集合中任一风格的图标；使所述鉴别网络既能鉴别所生成图标的真假，且能分类为某一风格；

[0036] 替换模块，用于获取用户选定的当前要生成的图标风格，将所有应用程序的原始图标送入所述生成网络的输入，以输出具有当前要生成的图标风格的图标，并替换所述原始图标。

[0037] 根据本发明提供的图标处理装置，使用生成对抗网络(GAN，Generative Adversarial Networks)的图像生成技术，首先训练得到生成网络和鉴别网络，其中，生成网络能够学习到不同风格类别，具有生成集合中任意一种风格图标的能力，使用该生成网络和鉴别网络，通过一次训练就能够获得对多个风格进行转换的能力，减少训练耗时，减少对训练样本的需求量，从而解决工作量大、制作慢的问题，当获取到用户选定的当前要生成的图标风格时，直接将所有应用程序的原始图标送入所述生成网络的输入，输出具有当前要生成的图标风格的图标，并替换所述原始图标，能够实现快速生成大量风格统一而又保留原图标特征的图标集合的技术效果。

[0038] 另外，根据本发明上述的图标处理装置，还可以具有如下附加的技术特征：

[0039] 进一步地，所述训练模块具体用于：

[0040] 从所述图标集合中取出图标x，所述图标x的风格类别为c_x，从所述图标集合中随机选择一个与c_x不同的风格类别c_y，作为本次样本训练的目标类别；

[0041] 将所述图标x和风格类别c_y输入所述生成网络，输出为一个既与原图标相似又具有类别c_y风格的图标$\hat{y}$；

[0042] 将图标$\hat{y}$和风格类别c_x输入所述生成网络，输出为一个既与$\hat{y}$相似又具有风格类别c_x的图标$\hat{x}$；

[0043] 将所述图标x通过所述鉴别网络，得到可信度参数D_src(x)以及类别D_cls(x)，其中，期望可信度参数D_src(x)趋于识别为真，期望类别D_cls(x)符合c_x，将图标$\hat{y}$通过所述鉴别网络，得到可信度参数$D_src(\hat{y})$以及类别$D_cls(\hat{y})$，其中，期望可信度参数$D_src(\hat{y})$趋于识别为假，期望类别$D_cls(\hat{y})$符合c_y；

[0044] 重复上述步骤，以训练得到所述生成网络和所述鉴别网络。

[0045] 进一步地，衡量所述鉴别网络识别真假能力，具有损失函数$Loss_{adv}$；

[0046] $Loss_{adv}=E_x[\log D_{src}(x)]+E_{x,c}[\log(1-D_{src}(G(x,c)))]$，其中$G(x,c)$即$\hat{y}$；

[0047] 衡量所述鉴别网络识别风格分类的能力，具有损失函数$Loss_{cls}$，其中，分别计算D_cls(x)和c_x之间的交叉熵以及$D_cls(\hat{y})$和c_y之间的交叉熵，把它们的和作为损失函数$Loss_{cls}$；

[0048] 衡量所述鉴别网络重建能力，具有损失函数$Loss_{rec}$；

[0049] $$Loss_{rec}=E_{x,\hat{x}}\left[\left|\left|x-\hat{x}\right|\right|_1\right]$$

[0050] 所述鉴别网络的最终损失函数$Loss=\alpha Loss_{adv}+\beta Loss_{cls}+\gamma Loss_{rec}$；

[0051] 其中，α、β、γ分别为$Loss_{adv}$、$Loss_{cls}$、$Loss_{rec}$的权重系数。

[0052] 进一步地，所述装置还包括：

[0053] 保存模块，用于在服务器的数据库中保存所述应用程序的标识名与当前要生成的

图标风格、以及具有当前要生成的图标风格的图标的映射数据字段；

[0054] 发布模块，用于将生成的图标集合作为主题图标包发布，以替换所述原始图标。

[0055] 进一步地，所述装置还包括：

[0056] 判断模块，用于判断已安装的应用程序中是否存在所述主题图标包未覆盖的应用程序；

[0057] 上传模块，用于若已安装的应用程序中存在所述主题图标包未覆盖的应用程序，则将所述主题图标包未覆盖的应用程序的标识名及其原始图标上传至所述服务器，以使所述服务器从所述数据库中查找是否存在对应风格的已转换图标；

[0058] 所述替换模块还用于若所述数据库中存在对应风格的已转换图标，则所述服务器将该对应风格的已转换图标作为返回，替换所述主题图标包未覆盖的应用程序的原始图标；

[0059] 所述替换模块还用于若所述数据库中不存在对应风格的已转换图标，则将所述主题图标包未覆盖的应用程序的原始图标送入所述生成网络的输入得到转换图标，替换所述主题图标包未覆盖的应用程序的原始图标。

[0060] 本发明的另一个实施例还提出一种可读存储介质，其上存储有计算机程序，该程序被处理器执行时实现上述方法的步骤。

[0061] 本发明的另一个实施例还提出一种计算机设备，包括存储器、处理器以及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序，所述处理器执行所述程序时实现上述方法。

[0062] 本发明的附加方面和优点将在下面的描述中部分给出，部分将从下面的描述中变得明显，或通过本发明的实施例了解到。

附图说明

[0063] 本发明实施例的上述和/或附加的方面和优点从结合下面附图对实施例的描述中将变得明显和容易理解，其中：

[0064] 图1是根据本发明第一实施例的图标处理方法的流程图；

[0065] 图2是根据本发明第二实施例的图标处理装置的结构示意图。

具体实施方式

[0066] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚，下面将结合本发明实施例中的附图，对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述，显然，所描述的实施例是本发明一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例，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，都属于本发明保护的范围。

[0067] 请参阅图1，本发明第一实施例提供的一种图标处理方法，包括步骤S101～S103，其中，S101和S102为训练阶段，S103为实施部署阶段：

[0068] S101，获取不同风格的图标集合，并按照风格分组，标注各自风格类别；

[0069] 其中，本实施例的方法应用于移动终端，例如手机，风格类别例如为$\{c_1, c_2, c_3 \cdots\}$。

[0070] S102，根据所述风格类别训练生成网络和鉴别网络，使所述生成网络携带目标风格信息，且能将图标转换成所述图标集合中任一风格的图标；使所述鉴别网络既能鉴别所生成图标的真假，且能分类为某一风格；

[0071] 其中，步骤S102具体包括：

[0072] 从所述图标集合中取出图标x，所述图标x的风格类别为c_x，从所述图标集合{c_1，c_2，c_3…}中随机选择一个与c_x不同的风格类别c_y，作为本次样本训练的目标类别；

[0073] 将所述图标x和风格类别c_y输入所述生成网络(也称生成模型G)，输出为一个既与原图标相似又具有类别c_y风格的图标$\hat{y}$；

[0074] 将图标$\hat{y}$和风格类别c_x输入所述生成网络，输出为一个既与$\hat{y}$相似又具有风格类别c_x的图标$\hat{x}$；

[0075] 将所述图标x通过所述鉴别网络(也称鉴别模型D)，得到可信度参数D_src(x)以及类别D_cls(x)，其中，期望可信度参数D_src(x)趋于识别为真，期望类别D_cls(x)符合c_x，将图标$\hat{y}$通过所述鉴别网络，得到可信度参数$D_src(\hat{y})$以及类别$D_cls(\hat{y})$，其中，由于鉴别模型D应有区分开真图与生成图的能力，期望可信度参数$D_src(\hat{y})$趋于识别为假，期望类别$D_cls(\hat{y})$符合c_y；

[0076] 其中，衡量所述鉴别网络识别真假能力，具有损失函数$Loss_{adv}$；

[0077] $Loss_{adv}=E_x[\log D_{src}(x)]+E_{x,c}[\log(1-D_{src}(G(x,c)))]$，其中G(x,c)即$\hat{y}$；

[0078] 衡量所述鉴别网络识别风格分类的能力，具有损失函数$Loss_{cls}$，其中，分别计算D_cls(x)和c_x之间的交叉熵以及$D_cls(\hat{y})$和c_y之间的交叉熵，把它们的和作为损失函数$Loss_{cls}$；

[0079] 衡量所述鉴别网络重建能力，具有损失函数$Loss_{rec}$；

[0080] $$Loss_{rec}=E_{x,\hat{x}}\left[\left|\left|x-\hat{x}\right|\right|_1\right]$$

[0081] 所述鉴别网络的最终损失函数$Loss=\alpha Loss_{adv}+\beta Loss_{cls}+\gamma Loss_{rec}$；

[0082] 其中，α、β、γ分别为$Loss_{adv}$、$Loss_{cls}$、$Loss_{rec}$的权重系数。

[0083] 重复上述步骤，以训练得到所述生成网络和所述鉴别网络。

[0084] 具体在训练过程中，使用神经网络反向传播的方法优化损失函数，不断重复上面步骤并更新模型参数，最终达到预设训练步数结束训练得到模型G以及模型D，使用模型G来作为生成模型。

[0085] 由于目标风格c_y在每一步的训练中都是随机选择的，所以最终训练得到的模型G同时学习到了{c_1，c_2，c_3…}集合中的各风格特征，具有任意生成集合中某一风格的能力。训练一次就能获得转换成多个风格的能力是本方法的一大优势。

[0086] S103，获取用户选定的当前要生成的图标风格，将所有应用程序的原始图标送入所述生成网络的输入，以输出具有当前要生成的图标风格的图标，并替换所述原始图标。

[0087] 此外，作为一个具体示例，所述方法还包括：

[0088] 在服务器的数据库中保存所述应用程序的标识名与当前要生成的图标风格、以及具有当前要生成的图标风格的图标的映射数据字段；

[0089] 将生成的图标集合作为主题图标包发布，以替换所述原始图标。

[0090] 具体的，选定当前要生成的主题风格c_y，将所有已知图标送入模型G的输入，输出每个图标对应的风格c_y图标。服务端在数据库中保存应用程序的标识名(也称包名)-风格

c_y-风格图标的映射数据字段，然后将生成的图标集合作为主题图标包发布，替换用户原始图标。

[0091] 此外，作为一个具体示例，所述方法还包括：

[0092] 判断已安装的应用程序中是否存在所述主题图标包未覆盖的应用程序；

[0093] 若是，则将所述主题图标包未覆盖的应用程序的标识名及其原始图标上传至所述服务器，以使所述服务器从所述数据库中查找是否存在对应风格的已转换图标；

[0094] 若所述数据库中存在对应风格的已转换图标，则所述服务器将该对应风格的已转换图标作为返回，替换所述主题图标包未覆盖的应用程序的原始图标；

[0095] 若所述数据库中不存在对应风格的已转换图标，则将所述主题图标包未覆盖的应用程序的原始图标送入所述生成网络的输入得到转换图标，替换所述主题图标包未覆盖的应用程序的原始图标。

[0096] 此外，当用户安装未知应用后，也从服务器查找是否有对应风格图标，如有则直接替换，如没有，则使用模型生成一次风格图标后再替换。

[0097] 通过上述步骤，使得用户在选定了模型G支持的主题风格后，手机上的新旧图标都能始终保持风格统一，提升了用户体验。

[0098] 根据本发明实施例的图标处理方法，使用生成对抗网络(GAN,Generative Adversarial Networks)的图像生成技术，首先训练得到生成网络和鉴别网络，其中，生成网络能够学习到不同风格类别，具有生成集合中任意一种风格图标的能力，使用该生成网络和鉴别网络，通过一次训练就能够获得对多个风格进行转换的能力，减少训练耗时，减少对训练样本的需求量，从而解决工作量大、制作慢的问题，当获取到用户选定的当前要生成的图标风格时，直接将所有应用程序的原始图标送入所述生成网络的输入，输出具有当前要生成的图标风格的图标，并替换所述原始图标，能够实现快速生成大量风格统一而又保留原图标特征的图标集合的技术效果。

[0099] 请参阅图2，基于同一发明构思，本发明第二实施例提出的图标处理装置，包括：

[0100] 获取模块10，用于获取不同风格的图标集合，并按照风格分组，标注各自风格类别；

[0101] 训练模块20，用于根据所述风格类别训练生成网络和鉴别网络，使所述生成网络携带目标风格信息，且能将图标转换成所述图标集合中任一风格的图标；使所述鉴别网络既能鉴别所生成图标的真假，且能分类为某一风格；

[0102] 替换模块30，用于获取用户选定的当前要生成的图标风格，将所有应用程序的原始图标送入所述生成网络的输入，以输出具有当前要生成的图标风格的图标，并替换所述原始图标。

[0103] 本实施例中，所述训练模块20具体用于：

[0104] 从所述图标集合中取出图标x，所述图标x的风格类别为c_x，从所述图标集合中随机选择一个与c_x不同的风格类别c_y，作为本次样本训练的目标类别；

[0105] 将所述图标x和风格类别c_y输入所述生成网络，输出为一个既与原图标相似又具有类别c_y风格的图标$\hat{y}$；

[0106] 将图标$\hat{y}$和风格类别c_x输入所述生成网络，输出为一个既与$\hat{y}$相似又具有风格类别c_x的图标$\hat{x}$；

[0107] 将所述图标x通过所述鉴别网络，得到可信度参数D_src(x)以及类别D_cls(x)，其中，期望可信度参数D_src(x)趋于识别为真，期望类别D_cls(x)符合c_x，将图标$\hat{y}$通过所述鉴别网络，得到可信度参数$D_src(\hat{y})$以及类别$D_cls(\hat{y})$，其中，期望可信度参数$D_src(\hat{y})$趋于识别为假，期望类别$D_cls(\hat{y})$符合c_y；

[0108] 重复上述步骤，以训练得到所述生成网络和所述鉴别网络。

[0109] 本实施例中，衡量所述鉴别网络识别真假能力，具有损失函数$Loss_{adv}$；

[0110] $Loss_{adv}=E_x[\log D_{src}(x)]+E_{x,c}[\log(1-D_{src}(G(x,c)))]$，其中G(x,c)即$\hat{y}$；

[0111] 衡量所述鉴别网络识别风格分类的能力，具有损失函数$Loss_{cls}$，其中，分别计算D_cls(x)和c_x之间的交叉熵以及$D_cls(\hat{y})$和c_y之间的交叉熵，把它们的和作为损失函数$Loss_{cls}$；

[0112] 衡量所述鉴别网络重建能力，具有损失函数$Loss_{rec}$；

[0113] $$Loss_{rec}=E_{x,\hat{x}}\left[\left|\left|x-\hat{x}\right|\right|_1\right]$$

[0114] 所述鉴别网络的最终损失函数$Loss=\alpha Loss_{adv}+\beta Loss_{cls}+\gamma Loss_{rec}$；

[0115] 其中，α、β、γ分别为$Loss_{adv}$、$Loss_{cls}$、$Loss_{rec}$的权重系数。

[0116] 本实施例中，所述装置还包括：

[0117] 保存模块，用于在服务器的数据库中保存所述应用程序的标识名与当前要生成的图标风格、以及具有当前要生成的图标风格的图标的映射数据字段；

[0118] 发布模块，用于将生成的图标集合作为主题图标包发布，以替换所述原始图标。

[0119] 本实施例中，所述装置还包括：

[0120] 判断模块，用于判断已安装的应用程序中是否存在所述主题图标包未覆盖的应用程序；

[0121] 上传模块，用于若已安装的应用程序中存在所述主题图标包未覆盖的应用程序，则将所述主题图标包未覆盖的应用程序的标识名及其原始图标上传至所述服务器，以使所述服务器从所述数据库中查找是否存在对应风格的已转换图标；

[0122] 所述替换模块30还用于若所述数据库中存在对应风格的已转换图标，则所述服务器将该对应风格的已转换图标作为返回，替换所述主题图标包未覆盖的应用程序的原始图标；

[0123] 所述替换模块30还用于若所述数据库中不存在对应风格的已转换图标，则将所述主题图标包未覆盖的应用程序的原始图标送入所述生成网络的输入得到转换图标，替换所述主题图标包未覆盖的应用程序的原始图标。

[0124] 根据本实施例提供的图标处理装置，使用生成对抗网络(GAN，Generative Adversarial Networks)的图像生成技术，首先训练得到生成网络和鉴别网络，其中，生成网络能够学习到不同风格类别，具有生成集合中任意一种风格图标的能力，使用该生成网络和鉴别网络，通过一次训练就能够获得对多个风格进行转换的能力，减少训练耗时，减少对训练样本的需求量，从而解决工作量大、制作慢的问题，当获取到用户选定的当前要生成的图标风格时，直接将所有应用程序的原始图标送入所述生成网络的输入，输出具有当前要生成的图标风格的图标，并替换所述原始图标，能够实现快速生成大量风格统一而又保

留原图标特征的图标集合的技术效果。

[0125] 此外，本发明的实施例还提出一种可读存储介质，其上存储有计算机程序，该程序被处理器执行时实现上述方法的步骤。

[0126] 此外，本发明的实施例还提出一种计算机设备，包括存储器、处理器以及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序，所述处理器执行所述程序时实现上述的方法。

[0127] 在流程图中表示或在此以其他方式描述的逻辑和/或步骤，例如，可以被认为是用于实现逻辑功能的可执行指令的定序列表，可以具体实现在任何计算机可读介质中，以供指令执行系统、装置或设备(如基于计算机的系统、包括处理器的系统或其他可以从指令执行系统、装置或设备取指令并执行指令的系统)使用，或结合这些指令执行系统、装置或设备而使用。就本说明书而言，“计算机可读介质”可以是任何可以包含、存储、通信、传播或传输程序以供指令执行系统、装置或设备或结合这些指令执行系统、装置或设备而使用的装置。

[0128] 计算机可读介质的更具体的示例(非穷尽性列表)包括以下：具有一个或多个布线的电连接部(电子装置)，便携式计算机盘盒(磁装置)，随机存取存储器(RAM)，只读存储器(ROM)，可擦除可编辑只读存储器(EPROM或闪速存储器)，光纤装置，以及便携式光盘只读存储器(CDROM)。另外，计算机可读介质甚至可以是可在其上打印所述程序的纸或其他合适的介质，因为可以例如通过对纸或其他介质进行光学扫描，接着进行编辑、解译或必要时以其他合适方式进行处理来以电子方式获得所述程序，然后将其存储在计算机存储器中。

[0129] 应当理解，本发明的各部分可以用硬件、软件、固件或它们的组合来实现。在上述实施方式中，多个步骤或方法可以用存储在存储器中且由合适的指令执行系统执行的软件或固件来实现。例如，如果用硬件来实现，和在另一实施方式中一样，可用本领域公知的下列技术中的任一项或他们的组合来实现：具有用于对数据信号实现逻辑功能的逻辑门电路的离散逻辑电路，具有合适的组合逻辑门电路的专用集成电路，可编程门阵列(PGA)，现场可编程门阵列(FPGA)等。

[0130] 在本说明书的描述中，参考术语“一个实施例”、“一些实施例”、“示例”、“具体示例”、或“一些示例”等的描述意指结合该实施例或示例描述的具体特征、结构、材料或者特点包含于本发明的至少一个实施例或示例中。在本说明书中，对上述术语的示意性表述不一定指的是相同的实施例或示例。而且，描述的具体特征、结构、材料或者特点可以在任何的一个或多个实施例或示例中以合适的方式结合。

[0131] 尽管已经示出和描述了本发明的实施例，本领域的普通技术人员可以理解：在不脱离本发明的原理和宗旨的情况下可以对这些实施例进行多种变化、修改、替换和变型，本发明的范围由权利要求及其等同物限定。

获取不同风格的图标集合，并按照风格分组，标注各自风格类别
S101
根据所述风格类别训练生成网络和鉴别网络，使所述生成网络携带目标风格信息，且能将图标转换成所述图标集合中任一风格的图标；使所述鉴别网络既能鉴别所生成图标的真假，且能分类为某一风格
S102
获取用户选定的当前要生成的图标风格，将所有应用程序的原始图标送入所述生成网络的输入，以输出具有当前要生成的图标风格的图标，并替换所述原始图标
S103

图1

图2