

图像特征提取及网络的训练方法、装置和设备**相关申请的交叉引用**

[01] 本专利申请要求于 2019 年 8 月 23 日提交的、申请号为 201910782629.9、发明名称为“图像特征提取及网络的训练方法、装置和设备”的中国专利申请的优先权，该申请的全文以引用的方式并入本文中。

5 技术领域

[02] 本公开涉及计算机视觉技术，具体涉及一种图像特征提取及网络的训练方法、装置和设备。

背景技术

10

[03] 图像检索按照描述图像内容方式的不同，可以包括基于文本的图像检索和基于内容的图像检索(CBIR, Content Based Image Retrieval)。其中，基于内容的图像检索技术在电子商务、皮革布料、版权保护、医疗诊断、公共安全、街景地图等工业领域具有广阔的应用前景。

发明内容

[04] 有鉴于此，本公开至少提供一种图像特征提取及网络的训练方法、装置和设备。

[05] 第一方面，提供一种图像特征的提取方法，所述方法包括：

15

[06] 获取第一关联图，所述第一关联图中包括主节点以及至少一个邻居节点，所述主节点的节点值表示目标图像的图像特征，所述邻居节点的节点值表示邻居图像的图像特征，所述邻居图像是与所述目标图像相似的图像；

[07] 将所述第一关联图输入特征更新网络，所述特征更新网络根据所述第一关联图中的邻居节点的节点值更新所述主节点的节点值，以得到更新后的目标图像的图像特征。

[08] 在一些实施例中，获取第一关联图之前，所述方法还包括：根据所述目标图像，由图像库中获取与所述目标图像相似的邻居图像。

20

[09] 在一些实施例中，根据所述目标图像，由图像库中获取与所述目标图像相似的邻居图像，包括：通过特征提取网络分别获取所述目标图像的图像特征和图像库中的各个库图像的图像特征；基于所述目标图像的图像特征和图像库中的各个所述库图像的图像特征之间的特征相似度，从所述图像库中确定与所述目标图像相似的邻居图像。

25

[10] 在一些实施例中，基于所述目标图像的图像特征和图像库中的各个库图像的图像特征之间的特征相似度，确定与所述目标图像相似的邻居图像，包括：将所述目标图像与各个所述库图像之间的特征相似度，按照特征相似度的数值由大到小的顺序进行排序；选取前预设位数的特征相似度对应的库图像，作为与所述目标图像相似的邻居图像。

30

[11] 在一些实施例中，基于所述目标图像的图像特征和图像库中的各个所述库图像的图像特征之间的特征相似度，从所述图像库中确定与所述目标图像相似的邻居图像，包括：根据所述目标图像的图像特征和各个所述库图像的图像特征之间的特征相似度，由所述各个所述库图像中获得与所述目标图像相似的第一图像；根据所述第一图像的图像特征与各个所述库图像的图像特征之间的特征相似度，由各个所述库图像中获得与所述第一图像相似的第二图像；将所述第一图像和所述第二图像，作为所述目标图像的邻居图像。

[12] 在一些实施例中，所述特征更新网络的数量为一个，或者依次堆积的 N 个，其中 N 是大于 1 的整数；当所述特征更新网络的数量为 N 个时：其中第 i 特征更新网络的输入，是第 i-1 特征更新网络输出的更新后的第一关联图，其

中 i 是大于 1 且小于或等于 N 的整数。

[13] 在一些实施例中, 所述特征更新网络根据所述第一关联图中的邻居节点的节点值更新所述主节点的节点值, 得到更新后的目标图像的图像特征, 包括: 确定所述第一关联图中的所述主节点和各所述邻居节点之间的权重; 根据所述权重将各所述邻居节点的图像特征合并, 得到所述主节点的加权特征; 根据所述主节点的图像特征和所述加权特征, 得到所述更新后的目标图像的图像特征。

[14] 在一些实施例中, 根据所述权重将各所述邻居节点的图像特征合并, 得到所述主节点的加权特征, 包括: 根据所述权重, 将各所述邻居节点的图像特征进行加权求和, 得到所述主节点的加权特征。

[15] 在一些实施例中, 根据所述主节点的图像特征和所述加权特征, 得到所述更新后的目标图像的图像特征, 包括: 将主节点的图像特征与所述加权特征拼接; 对拼接后的特征进行非线性映射, 得到更新后的目标图像的图像特征。

[16] 在一些实施例中, 确定所述第一关联图中的所述主节点和所述邻居节点之间的权重, 包括: 对所述主节点和所述邻居节点进行线性映射; 对线性映射后的所述主节点和所述邻居节点确定内积; 根据非线性处理后的所述内积, 确定所述主节点与所述邻居节点之间的权重。

[17] 在一些实施例中, 所述目标图像包括: 待检索的查询图像以及图像库中各个库图像; 在得到所述更新后的所述目标图像的图像特征之后, 所述方法还包括: 基于更新后的目标图像的图像特征和所述各个库图像的图像特征之间的特征相似度, 由所述库图像中获得所述目标图像的相似图像作为检索结果。

[18] 第二方面, 提供一种特征更新网络的训练方法, 所述特征更新网络用于更新图像的图像特征; 所述方法包括:

[19] 获取第二关联图, 所述第二关联图中包括训练主节点以及至少一个训练邻居节点, 所述训练主节点的节点值表示样本图像的图像特征, 所述训练邻居节点的节点值表示训练邻居图像的图像特征, 所述训练邻居图像为与所述样本图像相似的图像;

[20] 将所述第二关联图输入特征更新网络, 所述特征更新网络根据所述第二关联图中的训练邻居节点的节点值更新所述主节点的节点值, 得到更新后的样本图像的图像特征;

[21] 根据更新后的样本图像的图像特征, 得到所述样本图像的预测信息;

[22] 根据所述预测信息调整所述特征更新网络的网络参数。

[23] 在一些实施例中, 获取第二关联图之前, 所述方法还包括: 根据所述样本图像, 由训练图像库中获取与所述样本图像相似的所述训练邻居图像。

[24] 在一些实施例中, 根据所述样本图像, 由训练图像库中获取与所述样本图像相似的所述训练邻居图像之前, 所述方法还包括: 通过特征提取网络, 提取训练图像的图像特征; 根据所述训练图像的图像特征, 获得所述训练图像的预测信息; 基于所述训练图像的预测信息和标签信息, 调整所述特征提取网络的网络参数。在一些实施例中, 根据所述样本图像, 由训练图像库中获取与所述样本图像相似的所述训练邻居图像, 包括: 通过所述特征提取网络分别获取所述样本图像的图像特征和训练图像库中的各个库图像的图像特征; 并基于所述样本图像的图像特征和各个库图像的图像特征之间的特征相似度, 确定与所述样本图像相似的所述训练邻居图像。

[25] 第三方面, 提供一种图像特征的提取装置, 所述装置包括:

[26] 图获取模块, 用于获取第一关联图, 所述第一关联图中包括主节点以及至少一个邻居节点, 所述主节点的节点值表示目标图像的图像特征, 所述邻居节点的节点值表示邻居图像的图像特征, 所述邻居图像是与目标图像相似的图像;

[27] 特征更新模块, 用于将所述第一关联图输入特征更新网络, 所述特征更新网络根据所述第一关联图中的邻居节

点的节点值更新所述主节点的节点值,以得到更新后的目标图像的图像特征。

[28] 在一些实施例中,所述装置还包括:邻居获取模块,用于在所述图获取模块获取第一关联图之前,根据所述目标图像,由图像库中获取与所述目标图像相似的邻居图像。

5 [29] 在一些实施例中,所述邻居获取模块,用于:通过特征提取网络分别获取所述目标图像的图像特征和图像库中的各个库图像的图像特征;基于所述目标图像的图像特征和图像库中的各个所述库图像的图像特征之间的特征相似度,从所述图像库中确定与所述目标图像相似的邻居图像。

[30] 在一些实施例中,所述邻居获取模块还用于:将目标图像与各个所述库图像之间的特征相似度,按照特征相似度的数值由大到小的顺序进行排序;选取前预设位数的特征相似度对应的库图像,作为所述目标图像相似的邻居图像。

10 [31] 在一些实施例中,所述邻居获取模块还用于:根据所述目标图像的图像特征和各个所述库图像的图像特征之间的特征相似度,由所述各个所述库图像中获得与所述目标图像相似的第一图像;根据第一图像的图像特征与各个所述库图像的图像特征之间的特征相似度,由各个所述库图像中获得与所述第一图像相似的第二图像;将所述第一图像和所述第二图像,作为所述目标图像的邻居图像。

15 [32] 在一些实施例中,所述特征更新网络的数量为一个,或者依次堆积的N个,其中N是大于1的整数;当所述特征更新网络的数量为N个时:其中第i特征更新网络的输入,是第i-1特征更新网络输出的更新后的第一关联图,其中i是大于1且小于或等于N的整数。

[33] 在一些实施例中,所述特征更新模块,用于:确定所述第一关联图中的所述主节点和各所述邻居节点之间的权重;根据所述权重将各所述邻居节点的图像特征合并,得到所述主节点的加权特征;根据所述主节点的图像特征和所述加权特征,得到所述更新后的目标图像的图像特征。

20 [34] 在一些实施例中,所述特征更新模块还用于:根据所述权重,将各所述邻居节点的图像特征进行加权求和,得到所述主节点的加权特征。

[35] 在一些实施例中,所述特征更新模块还用于:将所述主节点的图像特征与所述加权特征拼接;对拼接后的特征进行非线性映射,得到更新后的目标图像的图像特征。

25 [36] 在一些实施例中,所述特征更新模块还用于:对所述主节点和所述邻居节点进行线性映射;对线性映射后的所述主节点和所述邻居节点确定内积;根据非线性处理后的所述内积,确定所述主节点与所述邻居节点之间的权重。

[37] 第四方面,提供一种特征更新网络的训练装置,所述装置包括:

[38] 关联图获得模块,用于获取第二关联图,所述第二关联图中包括训练主节点以及至少一个训练邻居节点,所述训练主节点的节点值表示样本图像的图像特征,所述训练邻居节点的节点值表示训练邻居图像的图像特征,所述训练邻居图像为与所述样本图像相似的图像;

30 [39] 更新处理模块,用于将所述第二关联图输入特征更新网络,所述特征更新网络根据所述第二关联图中的训练邻居节点的节点值更新所述主节点的节点值,得到更新后的样本图像的图像特征;

[40] 参数调整模块,用于根据更新后的样本图像的图像特征,得到所述样本图像的预测信息;根据所述预测信息调整所述特征更新网络的网络参数。

35 [41] 在一些实施例中,所述装置还包括:图像获取模块,用于在所述关联图获得模块获取第二关联图之前,根据所述样本图像,由训练图像库中获取与所述样本图像相似的所述训练邻居图像。

[42] 在一些实施例中,所述装置还包括:预训练模块,用于通过特征提取网络,提取训练图像的图像特征;根据所

述训练图像的图像特征，获得所述训练图像的预测信息；基于所述训练图像的预测信息和标签信息，调整所述特征提取网络的网络参数；所述训练图像是用于训练所述特征提取网络所使用的图像，所述样本图像是特征提取网络训练完成之后用于训练所述特征更新网络的图像。在一些实施例中，所述图像获取模块，用于：通过所述特征提取网络分别获取所述样本图像的图像特征和训练图像库中的各个库图像的图像特征；并基于所述样本图像的图像特征和各个库图像的图像特征之间的特征相似度，确定与所述样本图像相似的所述训练邻居图像。

[43] 第五方面，提供一种电子设备，所述设备包括存储器、处理器，所述存储器用于存储可在处理器上运行的计算机指令，所述处理器用于在执行所述计算机指令时实现本公开任一实施例所述的图像特征的提取方法，或者实现本公开任一实施例所述的特征更新网络的训练方法。

[44] 第六方面，提供一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，所述程序被处理器执行时实现本公开任一实施例所述的图像特征的提取方法，或者实现本公开任一实施例所述的特征更新网络的训练方法。

[45] 第七方面，提供一种计算机程序，所述计算机程序用于使处理器执行本公开任一实施例所述的图像特征的提取方法，或者本公开任一实施例所述的特征更新网络的训练方法。

附图说明

[46] 为了更清楚地说明本公开一个或多个实施例或相关技术中的技术方案，下面将对实施例或相关技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍，显而易见地，下面描述中的附图仅仅是本公开一个或多个实施例中记载的一些实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动性的前提下，还可以根据这些附图获得其他的附图。

[47] 图 1 为本公开至少一个实施例提供的一种图像特征的提取方法；

[48] 图 2 为本公开至少一个实施例提供的一种特征更新网络的处理流程；

[49] 图 3 为本公开至少一个实施例提供的一种特征更新网络的训练方法；

[50] 图 4 为本公开至少一个实施例提供的一种特征更新网络的训练方法；

[51] 图 5 为本公开至少一个实施例提供的获取的邻居图像示意图；

[52] 图 6 为本公开至少一个实施例提供的关联图示意图；

[53] 图 7 为本公开至少一个实施例提供的一种图像检索方法；

[54] 图 8 为本公开至少一个实施例提供的一种样本图像和库图像的示意图；

[55] 图 9 为本公开至少一个实施例提供的一种邻居图像搜索示意图；

[56] 图 10 为本公开至少一个实施例提供的一种特征更新网络的网络结构；

[57] 图 11 为本公开至少一个实施例提供的一种图像特征的提取装置；

[58] 图 12 为本公开至少一个实施例提供的一种图像特征的提取装置；

[59] 图 13 为本公开至少一个实施例提供的一种特征更新网络的训练装置；

[60] 图 14 为本公开至少一个实施例提供的一种特征更新网络的训练装置。

具体实施方式

[61] 为了使本技术领域的人员更好地理解本公开一个或多个实施例中的技术方案，下面将结合本公开一个或多个实

实施例中的附图，对本公开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。基于本公开一个或多个实施例，本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都应当属于本公开保护的范围。

5 [62] 图像检索按照描述图像内容方式的不同，可以包括基于文本的图像检索和基于内容的图像检索。在一实施例中，在基于内容进行图像检索时，可以利用计算机提取图像特征，建立图像特征矢量描述并存入图像特征库。当用户输入一张查询图像时，可以用相同的特征提取方法提取查询图像的图像特征得到查询向量，然后在相似性度量准则下计算查询向量到图像特征库中各个图像特征的相似性大小，最后按相似性大小进行排序并顺序输出对应的图片。在该实施例中，可以发现在检索目标对象时，容易受拍摄环境的影响，比如，光照变化、尺度变化、视角变化、遮挡以及背景的杂乱均可能影响检索结果。

10 [63] 有鉴于此，为提高图像检索的准确性，本公开实施例提供了一种图像特征的提取方法，图 1 是本公开至少一个实施例提供的图像特征的提取方法，如图 1 所示，该方法可以包括如下处理：

[64] 在步骤 100 中，获取第一关联图，所述第一关联图中包括主节点以及至少一个邻居节点，所述主节点的节点值表示目标图像的图像特征，所述邻居节点的节点值表示邻居图像的图像特征，所述邻居图像是与目标图像相似的图像。

15 [65] 本步骤中，所述目标图像，是待提取图像特征的图像，该图像可以是不同的应用场景中的图像，示例性的，可以是图像检索应用中的待检索图像，下述的图像库可以是图像检索应用中的检索图像库。

[66] 例如，邻居图像的获得，可以是在获取第一关联图之前，根据目标图像，由图像库中获取与所述目标图像相似的邻居图像。示例性的，可以根据图像特征相似度量准则确定邻居图像，比如，通过特征提取网络分别获取所述目标图像的图像特征和图像库中的各个库图像的图像特征，基于所述目标图像的图像特征和图像库中的各个所述库图像的图像特征之间的特征相似度，从所述图像库中确定与所述目标图像相似的邻居图像。

20 [67] 在一个实施例中，可以将所述目标图像与各个所述库图像之间的特征相似度，按照特征相似度的数值由大到小的顺序进行排序，选取前 N 位的特征相似度对应的库图像，作为所述目标图像相似的邻居图像。该 N 是预设位数，比如前 10 位。

25 [68] 在另一个实施例中，还可以先根据图像特征之间的相似度获取与目标图像相似的第一图像，再获取与第一图像相似的第二图像，并将该第一图像和第二图像都作为目标图像的邻居图像。

[69] 在步骤 102 中，将所述第一关联图输入特征更新网络，所述特征更新网络根据所述第一关联图中的邻居节点的节点值更新所述主节点的节点值，得到更新后的目标图像的图像特征。

[70] 例如，特征更新网络可以是基于注意力的图卷积模块（Attention-based Graph convolution，简称：AGCN），也可以是其他模块，不做限制。

30 [71] 以特征更新网络是图卷积模块为例，本步骤中的图卷积模块可以根据邻居节点的节点值更新主节点的节点值，比如，可以确定第一关联图中的所述主节点和各所述邻居节点之间的权重，根据该权重将各所述邻居节点的图像特征合并，得到所述主节点的加权特征，根据所述主节点的图像特征和所述加权特征，得到所述更新后的目标图像的图像特征。后续的图 2 所示的流程示例性的描述了图卷积模块的更新主节点的节点值的具体过程。

35 [72] 实际实施中，所述图卷积模块的数量可以是一个，或者，依次堆积的多个。示例性的，当图卷积模块的数量是两个时，第一关联图输入第一个图卷积模块，该第一个图卷积模块根据各个邻居节点的图像特征更新主节点的图像特征，该第一个图卷积模块输出的第一关联图中，主节点的图像特征已经更新，是更新后的第一关联图。该更新的第一关联图继续输入第二个图卷积模块，由该第二个图卷积模块继续根据各个邻居节点的图像特征更新主节点的图像特征，输出再次更新后的第一关联图，其中的主节点的图像特征也已经再次更新。

[73] 本实施例中的第一关联图中包括多个节点（如，主节点、邻居节点），其中每个节点的节点值表示该节点所代表的图像的图像特征。并且，第一关联图中的每个节点都可以作为主节点，通过本实施例的图 1 所述的方法来更新，该节点对应的图像的图像特征，比如，当该节点作为主节点时，获取以该节点作为主节点的第一关联图，并将该第一关联图输入特征更新网络进行该节点的图像特征的更新。

5 [74] 本实施例的图像特征的提取方法，通过使用本公开实施例的特征更新网络更新提取图像特征，由于该特征更新网络根据主节点的邻居节点的图像特征更新主节点的图像特征，使得更新后的目标图像的图像特征能更准确地表达目标图像，从而在图像识别过程中更具鲁棒性和判别能力。

[75] 图 2 示例了一实施例中的特征更新网络的处理流程，该流程描述特征更新网络如何更新输入到该网络的图像的图像特征。如图 2 所示，以该特征更新网络是图卷积模块为例，该特征更新网络的处理流程可以包括如下步骤 200-204。

10 [76] 在步骤 200 中，根据主节点和邻居节点的图像特征，确定主节点和各邻居节点之间权重。

[77] 本步骤中，主节点可以是网络应用阶段的目标图像，邻居节点可以是该目标图像的邻居图像。

[78] 例如，可以按照如下方式确定主节点与邻居节点之间的权重：参见公式（1）所示，

$$a_i = \frac{\exp(\text{ReLU}(F(W_i z_{vi}, W_u z_u)))}{\sum_k \exp(\text{ReLU}(F(W_k z_{vk}, W_u z_u)))} \dots \dots \dots (1)$$

15 [79] 首先，可以对主节点的图像特征 z_u 和邻居节点的图像特征 z_{vi} 进行线性变换，其中， vi 表示主节点的其中一个邻居节点， k 表示邻居节点的数量。 W_i 和 W_u 是线性变换的系数。

[80] 接着，可以对线性变换后的主节点和邻居节点的图像特征确定内积。其中，可以通过函数 F 进行内积计算。然后，通过 ReLU （Rectified Linear Unit）实现非线性变换，最后进行 softmax 操作后得到权重。如公式（1）所示，权重 a_i 是主节点 u 与邻居节点 vi 之间的权重。

20 [81] 此外，本步骤中的主节点和邻居节点之间权重的计算，不局限于上述的公式（1），例如，还可以是将主节点和邻居节点之间的图像特征的相似度的取值，作为两者之间的权重。

[82] 在步骤 202 中，根据所述权重，对所述邻居节点的图像特征加权求和，得到所述主节点的加权特征。

[83] 例如，可以对主节点的每个邻居节点的图像特征进行非线性映射，然后利用步骤 200 中得到的权重，对非线性映射后的各个邻居节点的图像特征进行加权求和，得到的特征可以称为加权特征。如下公式（2）所示：

$$n_u = \sum_k a_i \text{ReLU}(Q z_{vi} + q) \dots \dots \dots (2)$$

25 [84] 在公式（2）中， n_u 即为加权特征， z_{vi} 是邻居节点的图像特征， a_i 是步骤 200 计算得到的所述权重。 Q 和 q 是非线性映射的系数。

[85] 在步骤 204 中，根据所述主节点的图像特征和所述加权特征，得到更新后的目标图像的更新特征。

[86] 本步骤中，可以将最初得到的关联图中的主节点的图像特征与加权特征拼接（contact）在一起，然后进行非线性映射，如下的公式（3）所示：

30
$$z_u^{new} = \text{ReLU}(W \text{concat}(z_u, n_u) + w) \dots \dots \dots (3)$$

[87] 其中， z_u 是关联图中的主节点的图像特征， n_u 即为加权特征，通过 ReLU 进行非线性映射， W 和 w 是非线性映射的系数。

[88] 最后再对公式（3）得到的特征进行规范化（normalization），如下公式（4）所示，得到最终的更新后的主节点的图像特征 z_u^{new} 。

$$z_u^{new} = \frac{z_u^{new}}{\|z_u^{new}\|_2} \dots \dots \dots (4)$$

[89] 通过上述的步骤 200 至 204，第一关联图中的主节点的节点值得到更新，获得了更新后的主节点的图像特征。

[90] 本实施例的特征更新网络的处理流程，通过图卷积模块对主节点的邻居节点的图像特征进行加权求和，确定主节点的加权特征，使得能够综合考虑目标图像本身的图像特征及其关联的邻居图像的图像特征，从而更新后的目标图像的图像特征更具鲁棒性和判别能力，提高图像检索的准确性。

[91] 图 3 是本公开至少一个实施例提供的特征更新网络的训练方法，如图 3 所示，该方法描述特征更新网络的训练过程，可以包括如下处理：

[92] 在步骤 300 中，根据用于训练所述特征更新网络的样本图像，由训练图像库中获取与所述样本图像相似的训练邻居图像。

[93] 需要说明的是，本实施例中的“训练图像库”、“训练邻居图像”，其中的“训练”是用于表示这是应用在网络的训练阶段，并与网络应用阶段提到的邻居图像和图像库在名称上进行区分，并不构成任何限制作用。同理，下文描述中提到的“训练主节点”、“训练邻居节点”也同样仅仅是名称上与网络应用阶段出现的相同概念区分，并不构成任何限制作用。

[94] 在训练特征更新网络时，可以采用分组训练方式。例如，可以将训练样本分成多个图像子集（batch），每次迭代训练向特征更新网络输入一个图像子集，结合该图像子集包括的各个样本图像的损失值，用损失值反向回传网络的方式来调整网络参数。一次迭代训练完成后，可以向特征更新网络输入下一个图像子集，以进行下一次迭代训练。

[95] 本步骤中，一个图像子集 batch 中的每一个图像可以称为一个样本图像，且每个样本图像都可以执行步骤 300 至 306 的处理，且可以根据预测信息和标签信息获得损失值 loss。

[96] 示例性的，在图像检索的应用场景中，所述的训练图像库可以是检索图像库，即将由该检索图像库中检索获得与样本图像相似的图像。所述的相似可以是与样本图像包括同一物体，或者与样本图像属于同一类别。

[97] 本步骤中，与样本图像相似的图像可以称为“训练邻居图像”。

[98] 该训练邻居图像的获得方式，例如，可以是根据图像之间的特征相似度，将相似度较高的图像，确定为所述训练邻居图像。

[99] 在步骤 302 中，获取第二关联图，所述第二关联图中包括训练主节点以及至少一个训练邻居节点，所述训练主节点的节点值表示样本图像的图像特征，所述训练邻居节点的节点值表示训练邻居图像的图像特征，所述训练邻居图像为与所述样本图像相似的图像。

[100] 例如，网络训练阶段的关联图可以称为第二关联图，而前文在网络应用阶段出现的关联图可以称为第一关联图。

[101] 本步骤中，第二关联图上可以包括多个节点。

[102] 其中，所述第二关联图中的节点可以包括：一个训练主节点、以及至少一个训练邻居节点。该训练主节点代表样本图像，每一个训练邻居节点代表步骤 300 中确定的一个训练邻居图像。每个节点的节点值是图像特征，例如，训练主节点的节点值是样本图像的图像特征，训练邻居节点的节点值是训练邻居图像的图像特征。

[103] 在步骤 304 中，将第二关联图输入特征更新网络，所述特征更新网络根据所述第二关联图中的训练邻居节点的节点值更新训练主节点的节点值。

[104] 例如，该特征更新网络可以是图卷积模块，也可以是其他类型的模块，在此不做限定。本步骤中，所述图卷积模块是基于注意力的图卷积模块（Attention-based Graph convolution，简称：AGCN），该模块用于根据第二关联图中的训练邻居节点的图像特征更新训练主节点的图像特征，例如，可以根据各个训练邻居节点的图像特征加权求和

后更新训练主节点的图像特征。

5 [105] 实际实施中, 所述图卷积模块的数量可以是一个, 或者, 依次堆积的多个。示例性的, 当图卷积模块的数量是两个时, 第二关联图输入第一个图卷积模块, 该第一个图卷积模块根据各个训练邻居节点的图像特征更新训练主节点的图像特征, 该第一个图卷积模块输出的第二关联图中, 训练主节点的图像特征已经更新, 是更新后的第二关联图。该更新的第二关联图继续输入第二个图卷积模块, 由该第二个图卷积模块继续根据各个训练邻居节点的图像特征更新训练主节点的图像特征, 输出再次更新后的训练主节点的图像特征。

[106] 在步骤 306 中, 根据特征更新网络提取的样本图像的图像特征, 得到所述样本图像的预测信息。

[107] 本步骤中, 可以根据图卷积模块提取的图像特征, 进一步确定样本图像的预测信息。例如, 图卷积模块之后可以连接分类器, 由分类器根据该图像特征得到样本图像分别属于各个预设类别的概率。

10 [108] 在步骤 308 中, 根据所述预测信息, 调整特征更新网络的网络参数。

[109] 本步骤中, 可以根据特征更新网络输出的预测信息与标签信息的差异, 确定样本图像对应的损失值 loss。如前所述, 以图卷积模块为例, 在多个 batch 分组训练的方式中, 可以综合根据一个 batch 中的各个样本图像的损失值, 反向传播调整图卷积模块的网络参数, 以使得图卷积模块根据调整后的网络参数更准确的提取图像特征。

15 [110] 例如, 在根据损失值 loss 反向传播调整图卷积模块的网络参数时, 可以调整图 2 流程描述中提到的图卷积模块的 W_i 、 W_u 、 Q 、 q 、 W 和 w 等系数。

[111] 本实施例的特征更新网络的训练方法, 通过在训练网络时, 结合样本图像的相似图像来更新样本图像的图像特征, 使得能够综合考虑样本图像本身的图像特征及其关联的训练邻居图像的图像特征, 从而利用训练后的特征更新网络得到的样本图像的图像特征更具鲁棒性和判别能力, 以提高图像检索的准确性, 例如, 即使受到光照变化、尺度变化、视角变化等影响, 仍然能够得到相对准确的图像特征。

20 [112] 图 4 示例了另一实施例的特征更新网络的训练方法, 该方法中, 可以通过预先训练的用于提取特征的网络 (可以称为特征提取网络) 提取图像特征, 并根据图像特征进行相似性度量, 由训练图像库中获取与样本图像相似的训练邻居图像。如图 4 所示, 该方法可以包括:

[113] 在步骤 400 中, 使用训练集预训练一个用于提取特征的网络。

25 [114] 例如, 该预训练的用于提取特征的网络, 可以称为特征提取网络, 包括但不限于: 卷积神经网络 CNN (Convolutional Neural Network)、BP (Back Propagation, 逆向传播) 神经网络、离散 Hopfield 网络等。

[115] 训练集中的图像可以称为训练图像。该特征提取网络的训练过程可以包括: 通过特征提取网络, 提取训练图像的图像特征; 根据所述训练图像的图像特征, 获得所述训练图像的预测信息; 基于所述训练图像的预测信息和标签信息, 调整所述特征提取网络的网络参数。

30 [116] 其中, 需要说明的是, 上述的训练图像是指用于训练所述特征提取网络所使用的图像, 而之前提到的所述样本图像是指, 该特征提取网络训练完成之后将应用于特征更新网络的训练过程, 比如, 通过预训练的特征提取网络先提取样本图像和训练图像库中各个库图像的图像特征, 再生成关联图之后输入特征更新网络进行图像特征更新, 在该特征更新网络训练过程中使用的输入图像即样本图像。样本图像和训练图像可以相同也可以不同。

[117] 在步骤 402 中, 通过特征提取网络, 分别获取所述样本图像和训练图像库中各个库图像的图像特征。

35 [118] 在步骤 404 中, 根据所述样本图像和各个库图像的图像特征之间的特征相似度, 由各个库图像中获得与所述样本图像相似的第一图像。

[119] 本步骤中, 所述的库图像是检索图像库中的图像。

[120] 示例性的，可以分别计算样本图像的图像特征与各个库图像的图像特征之间的特征相似度，并根据该相似度对各个库图像进行排序，如，按照相似度由高到低的顺序排序，再由排序结果中选取排名在前K位的库图像，作为样本图像的第一图像。例如，请参见图5所示，节点31代表样本图像，节点32、节点33和节点34代表的库图像都是与该样本图像相似的第一图像。

5 [121] 在步骤406中，根据第一图像和库图像的图像特征之间的特征相似度，由所述库图像中获得与所述第一图像相似的第二图像。

[122] 本步骤中，可以接着计算第一图像和库图像的图像特征之间的特征相似度，由库图像中获得与第一图像相似的库图像，作为第二图像。例如，请参见图5所示，通过图像特征的相似度度量，节点35至节点37是与节点32相似的库图像，该节点35至节点37是与节点31相似的第二图像。同样的，与节点34相似的节点38至节点40也是与节点31相似的第二图像。

10 [123] 此外，图5是示例的情况。实际实施中，可以找到与样本图像对应的主节点相似的第一图像，就停止继续寻找邻居图像。或者，还可以找到第三图像、或第四图像等更多数量的邻居图像。具体查找几层邻居图像可以根据不同应用场景中实际测试的效果确定。上述的第一图像、第二图像等都可以称为邻居图像，在网络训练阶段，可以称为训练邻居图像；在网络应用阶段，可以称为邻居图像。

15 [124] 还需要说明的是，邻居图像的获得也可以采用本步骤示例之外的其他方式。例如，可以设定相似度阈值，将特征相似度高于该阈值的库图像的全部或部分直接作为样本图像的邻居图像。又例如，还可以不采用特征提取网络提取图像特征，而是通过根据图像多个维度的取值确定图像特征。

[125] 在步骤408中，根据样本图像和邻居图像，生成第二关联图，所述第二关联图中的节点包括：用于代表所述样本图像的训练主节点、以及用于代表邻居图像的至少一个训练邻居节点，所述训练主节点的节点值是所述样本图像的图像特征，所述训练邻居节点的节点值是所述邻居图像的图像特征。在一个实施例中，本步骤中的邻居图像包括步骤404中得到的第一图像和步骤406中得到的第二图像。

20 [126] 本步骤中生成的第二关联图，是包括多个节点的图，可以参见图6的示例。图6中的节点31是训练主节点，其他所有的节点都是训练邻居节点。节点值可以是该节点代表的图像的图像特征，该图像特征例如可以由步骤402中提取得到。

25 [127] 在步骤410中，将所述第二关联图输入特征更新网络，所述特征更新网络根据所述第二关联图中的训练邻居节点的图像特征更新训练主节点的图像特征，得到更新后的样本图像的图像特征，并根据该更新后的图像特征得到样本图像的预测信息。

[128] 在步骤412中，根据样本图像的预测信息，调整所述特征更新网络的网络参数以及特征提取网络的网络参数。

30 [129] 本步骤的网络参数调整，可以调整特征提取网络的网络参数，也可以不调整特征提取网络的网络参数，可以根据实际训练情况确定。

[130] 本实施例的特征更新网络的训练方法，通过在训练网络时，结合样本图像的相似图像来更新样本图像的图像特征，使得能够综合考虑样本图像本身的图像特征及其关联的其他图像的图像特征，从而利用训练后的特征更新网络得到的样本图像的图像特征更具鲁棒性和判别能力，以提高图像检索的准确性；并且，通过采用特征提取网络提取图像特征，不仅可以提高图像特征的提取效率，进而提高网络训练速度，还可以根据损失值调整特征提取网络的网

35 络参数，使得特征提取网络提取的图像特征更准确。

[131] 本公开实施例还提供了一种图像检索方法，该方法要由图像库中检索与目标图像相似的图像。如图7所示，该方法可以包括如下处理：

[132] 在步骤 700 中, 获取待检索的目标图像。

[133] 例如, 假设要由图像库中检索与图像 M 中包括的物体相同的图像, 那么可以将图像 M 称为目标图像。即要由图像库中检索与目标图像有某种关联的图像, 这种关联可以是包括相同的物体, 或者属于相同的类别。

[134] 在步骤 702 中, 提取得到所述目标图像的图像特征。

5 [135] 本步骤中, 可以根据本公开任一实施例所述的图像特征的提取方法。

[136] 在步骤 704 中, 提取得到所述图像库中各个库图像的图像特征。

[137] 本步骤中, 可以根据本公开任一实施例所述的图像特征的提取方法, 例如, 图 1 所示的提取方法, 提取图像库中各个库图像的图像特征。

10 [138] 在步骤 706 中, 基于所述目标图像的图像特征和所述各个库图像的图像特征之间的特征相似度, 获得所述目标图像的相似图像作为检索结果。

[139] 本步骤中, 可以将目标图像的图像特征和所述各个库图像的图像特征之间进行特征相似度量, 从而将相似的库图像作为检索结果。

[140] 本实施例的图像检索方法, 由于该提取到的样本图像特征更具鲁棒性和判别能力, 从而提高了检索结果的准确性。

15 [141] 图像检索可以应用于多种场景, 例如, 医疗诊断、街景地图、智能视频分析、安防监控等。如下以安防监控中的行人检索 (person search) 为例, 描述如何应用本公开实施例的方法训练检索使用的网络、以及如何利用该网络进行图像检索。如下的描述中, 将分别说明网络训练及其应用。

网络训练

20 [142] 该网络在训练时, 可以采用分组训练方式, 例如, 可以将训练样本分成多个图像子集 (batch), 每次迭代训练向待训练的特征更新网络逐个输入一个 batch 中的各个样本图像, 并最终结合图像子集包括的各个样本图像的损失值调整特征更新网络的网络参数。

[143] 下面以其中一个样本图像为例, 描述如何得到该样本图像对应的损失值。

[144] 请参见图 8 所示, 样本图像 81 中包括一个行人 82, 本实施例的行人检索的目标是由检索图像库中搜索包括相同行人 82 的库图像。

25 [145] 假设已经预训练完成一个用于提取图像特征的网络, 例如, CNN 网络, 可以称为特征提取网络。通过该特征提取网络分别提取样本图像 81 和图像库中的各个库图像的图像特征。然后计算样本图像 81 与各个库图像的特征相似度, 并根据相似度排序, 选择排位在前预设数量 (例如, 按照相似度由高到低排序, 且排序结果在前 10 位) 的库图像, 作为与样本图像 81 相似的图像, 可以称为样本图像 81 的邻居图像。请参见图 8, 库图像 83、库图像 84 直至库图像 85 都是邻居图像。这些邻居图像中包括的行人, 可以的确与行人 82 相同, 也可以与行人 82 不同但非常相似。

30 [146] 接着, 以包括库图像 83、库图像 84 直至库图像 85 的十个邻居图像为基础, 再去图像库中检索分别与每一个邻居图像相似的库图像。示例性的, 以库图像 83 为例, 根据图像特征的相似度度量, 由库图像中选择相似度排序前十位的库图像作为该库图像 83 的十个邻居图像。请参见图 9 所示, 集合 91 中包括十个库图像, 这些图像是库图像 83 的十个邻居图像。同样的方式, 可以再检索与库图像 84 相似的十个邻居图像, 即图 9 中的集合 92。库图像 83、库图像 84 直至库图像 85 的十个邻居图像都要进行同样的相似图像再搜索, 不再详述。如上的库图像 83、库图像 84 等, 可以称为与样本图像 81 相似的第一图像, 而集合 91、集合 92 中的库图像都可以称为与样本图像 81 相似的第二图像。本实施例以第一图像和第二图像为例, 在其他的应用例子中, 还可以继续检索与第二图像相似的第三图像。

35

[147] 然后, 根据样本图像以及检索得到的邻居图像, 可以生成关联图。该关联图类似于图 6 所示, 图中包括一个主节点和多个邻居节点。其中, 该主节点代表样本图像, 每一个邻居节点代表一个邻居图像, 这些邻居节点包括第一图像, 也包括第二图像。每个节点的节点值是其代表的图像的图像特征, 该图像特征即在获取邻居图像进行特征相似度比较时提取使用的图像特征, 例如, 可以通过上述的特征提取网络提取到的图像特征。

5 [148] 请参见图 10, 图 10 示例了用于提取图像特征的特征更新网络的网络结构。该网络结构中包括特征提取网络 1001, 通过特征提取网络 1001 分别提取了样本图像和图像库中各个库图像的图像特征 1002, 并根据图像特征的相似比较等处理, 最终得到了关联图 1003 (图中示意了部分邻居节点, 实际使用中的邻居节点数量可以更多)。该关联图 1003 可以输入图卷积网络 1004, 该图卷积网络 1004 包括堆积 (stack) 的多个图卷积模块 1005, 每一个图卷积模块 1005 都可以按照图 2 所示的流程对主节点的图像特征进行更新。

10 [149] 图卷积网络 1004 可以输出主节点的最终更新的图像特征, 作为该样本图像的更新后的图像特征, 并且, 可以继续根据该更新后的图像特征确定样本图像对应的预测信息, 根据预测信息和所述样本图像的标签信息计算样本图像对应的损失值 loss。

[150] 每一个样本图像都可以按照上述的处理流程计算得到损失值, 最后可以根据这些样本图像的损失值调整特征更新网络的网络参数, 例如包括图卷积模块中的参数以及特征提取网络的参数。在其他的实施例中, 图 10 所示的网络结构也可以不包括特征提取网络, 而是采用其他方式获取到关联图。

15 利用训练完成的特征更新网络进行行人检索

[151] 1): 以图 10 的网络结构为例, 例如, 可以通过图 10 中的特征提取网络 1001 提取图像库中的各个库图像的图像特征, 并保存这些提取的图像特征。

20 [152] 2): 当接收到一个待检索的目标图像时, 例如, 该目标图像是一个行人图像。可以按照下述方式由特征更新网络提取目标图像的图像特征:

[153] 首先, 将该目标图像也通过图 10 中的特征提取网络 1001 提取到图像特征。

25 [154] 接着, 基于目标图像的图像特征和所述各个库图像的图像特征之间的特征相似度, 获得目标图像的邻居图像。根据目标图像及其邻居图像可以得到关联图, 该关联图中可以包括代表目标图像的主节点、以及代表邻居图像的多个邻居节点。关联图输入图 10 中的图卷积网络 1004, 经过图卷积模块 1005 对目标图像中主节点的图像特征更新, 最终得到的主节点的图像特征即为更新后的目标图像的图像特征。

[155] 3): 对于每一个库图像, 也可以按照与 2) 相同的处理方式, 获得最终由图卷积网络 1004 输出的更新后的各个库图像的图像特征。

[156] 4): 计算更新后的目标图像的图像特征与更新后的各个库图像的图像特征之间的特征相似度, 并根据相似度排序, 得到最终的检索结果。例如, 可以将相似度较高的几个库图像作为检索结果。

30 [157] 本实施例的图像检索方法, 通过在进行图像特征提取时, 结合考虑了与目标图像关联的邻居图像的图像特征, 使得利用训练后的特征更新网络学习到的图像特征更加具有鲁棒性和判别能力, 从而提高图像检索准确率; 并且, 图卷积模块可以堆积多层, 具有很好的可扩展能力; 在分组训练时, 一个 batch 中的各个样本图像可以利用深度学习框架和硬件进行并行计算, 网络训练的效率较高。

35 [158] 图 11 提供了一种图像特征的提取装置, 该装置可以用于执行本公开任一实施例的图像特征提取方法。如图 11 所示, 该装置可以包括: 图获取模块 1101 和特征更新模块 1102。

[159] 图获取模块 1101, 用于获取第一关联图, 所述第一关联图中包括主节点以及至少一个邻居节点, 所述主节点的节点值表示目标图像的图像特征, 邻居节点的节点值表示邻居图像的图像特征, 所述邻居图像是与目标图像相似的

图像。

[160] 特征更新模块 1102, 用于将所述第一关联图输入特征更新网络, 所述特征更新网络根据所述第一关联图中的邻居节点的节点值更新所述主节点的节点值, 得到更新后的目标图像的图像特征。

5 [161] 在一个例子中, 如图 12 所示, 所述装置还包括: 邻居获取模块 1103, 用于在所述图获取模块获取第一关联图之前, 根据所述目标图像, 由图像库中获取与所述目标图像相似的邻居图像。

[162] 在一个例子中, 所述邻居获取模块 1103, 用于: 通过特征提取网络分别获取所述目标图像的图像特征和图像库中的各个库图像的图像特征; 基于所述目标图像的图像特征和图像库中的各个所述库图像的图像特征之间的特征相似度, 从所述图像库中确定与所述目标图像相似的邻居图像。

10 [163] 在一个例子中, 邻居获取模块 1103, 还用于: 将所述目标图像与各个所述库图像之间的特征相似度, 按照特征相似度的数值由大到小的顺序进行排序; 选取前预设位数的特征相似度对应的库图像, 作为所述目标图像相似的邻居图像。

15 [164] 在一个例子中, 所述邻居获取模块 1103 还用于: 根据所述目标图像和各个所述库图像的图像特征之间的特征相似度, 由各个所述库图像中获得与所述目标图像相似的第一图像; 根据所述第一图像的图像特征与各个所述库图像的图像特征之间的特征相似度, 由各个所述库图像中获得与所述第一图像相似的第二图像; 将所述第一图像和所述第二图像, 作为所述目标图像的邻居图像。

[165] 在一个例子中, 所述特征更新网络的数量为一个, 或者依次堆积的 N 个, 其中 N 是大于 1 的整数; 当所述特征更新网络的数量为 N 个时: 其中第 i 特征更新网络的输入, 是第 i-1 特征更新网络输出的更新后的第一关联图, 其中 i 是大于 1 且小于或等于 N 的整数。

20 [166] 在一个例子中, 所述特征更新模块 1102, 用于: 确定所述第一关联图中的所述主节点和各所述邻居节点之间的权重; 根据所述权重将各所述邻居节点的图像特征合并, 得到所述主节点的加权特征; 根据所述主节点的图像特征和所述加权特征, 得到所述更新后的目标图像的图像特征。

[167] 在一个例子中, 所述特征更新模块 1102, 还用于: 根据所述权重, 将各所述邻居节点的图像特征进行加权求和, 得到所述主节点的加权特征。

25 [168] 在一个例子中, 所述特征更新模块 1102 还用于: 将所述主节点的图像特征与所述加权特征拼接; 对拼接后的特征进行非线性映射, 得到更新后的目标图像的图像特征。

[169] 在一个例子中, 所述特征更新模块 1102 还用于: 对所述主节点和邻居节点进行线性映射; 对线性映射后的所述主节点和邻居节点确定内积; 根据非线性处理后的所述内积, 确定所述主节点与所述邻居节点之间的权重。

[170] 图 13 提供了一种特征更新网络的训练装置, 该装置可以用于执行本公开任一实施例的特征更新网络的训练方法。如图 13 所示, 该装置可以包括: 关联图获得模块 1301、更新处理模块 1302 和参数调整模块 1303。

30 [171] 关联图获得模块 1301, 用于获取第二关联图, 所述第二关联图中包括训练主节点以及至少一个训练邻居节点, 所述训练主节点的节点值表示样本图像的图像特征, 所述训练邻居节点的节点值表示训练邻居图像的图像特征, 所述训练邻居图像为与所述样本图像相似的图像;

[172] 更新处理模块 1302, 用于将所述第二关联图输入特征更新网络, 所述特征更新网络根据所述第二关联图中的训练邻居节点的节点值更新所述主节点的节点值, 得到更新后的样本图像的图像特征;

35 [173] 参数调整模块 1303, 用于根据更新后的样本图像的图像特征, 得到所述样本图像的预测信息; 根据所述预测信息调整所述特征更新网络的网络参数。

[174] 在一个例子中, 如图 14 所示, 所述装置还包括: 图像获取模块 1304, 用于在所述关联图获得模块获取第二关联图之前, 根据所述样本图像, 由训练图像库中获取与所述样本图像相似的所述训练邻居图像。

[175] 在一个例子中, 如图 14 所示, 所述装置还包括: 预训练模块 1305。

5 [176] 预训练模块 1305, 用于通过特征提取网络, 提取训练图像的图像特征; 根据所述训练图像的图像特征, 获得所述训练图像的预测信息; 基于所述训练图像的预测信息和标签信息, 调整所述特征提取网络的网络参数; 所述训练图像是用于训练所述特征提取网络所使用的图像, 所述样本图像是特征提取网络训练完成之后用于训练所述特征更新网络的图像;

10 [177] 所述图像获取模块 1304, 用于: 通过所述特征提取网络分别获取所述样本图像的图像特征和训练图像库中的各个库图像的图像特征; 并基于所述样本图像的图像特征和各个库图像的图像特征之间的特征相似度, 确定与所述样本图像相似的所述训练邻居图像。

[178] 在一些实施例中, 本公开实施例提供的装置具有的功能或包含的模块可以用于执行上文方法实施例描述的方法, 其具体实现可以参照上文方法实施例的描述, 为了简洁, 这里不再赘述。

15 [179] 本公开至少一个实施例提供一种电子设备, 该设备可以包括存储器、处理器, 所述存储器用于存储可在处理器上运行的计算机指令, 所述处理器用于在执行所述计算机指令时实现本公开任一实施例所述的图像特征的提取方法或者特征更新网络的训练方法。

[180] 本公开至少一个实施例提供一种计算机可读存储介质, 其上存储有计算机程序, 所述程序被处理器执行时实现本公开任一实施例所述的图像特征的提取方法或者特征更新网络的训练方法。

[181] 本公开至少一个实施例提供一种计算机程序, 该计算机程序用于使处理器执行本公开任一实施例所述的图像特征的提取方法的步骤或者特征更新网络的训练方法的步骤。

20 [182] 本领域技术人员应明白, 本公开一个或多个实施例可提供为方法、系统或计算机程序产品。因此, 本公开一个或多个实施例可采用完全硬件实施例、完全软件实施例或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且, 本公开一个或多个实施例可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质 (包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等) 上实施的计算机程序产品的形式。

25 [183] 本公开实施例还提供一种计算机可读存储介质, 该存储介质上可以存储有计算机程序, 所述程序被处理器执行时实现本公开任一实施例描述的图像特征的提取方法的步骤, 和/或, 实现本公开任一实施例描述的特征更新网络的训练方法的步骤。其中, 所述的“和/或”表示至少具有两者中的其中一个, 例如, “A 和/或 B”包括三种方案: A、B、以及“A 和 B”。

30 [184] 本公开中的各个实施例均采用递进的方式描述, 各个实施例之间相同相似的部分互相参见即可, 每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处。尤其, 对于数据处理设备实施例而言, 由于其基本相似于方法实施例, 所以描述的比较简单, 相关之处参见方法实施例的部分说明即可。

[185] 上述对本公开特定实施例进行了描述。其它实施例在所附权利要求书的范围内。在一些情况下, 在权利要求书中记载的行为或步骤可以按照不同于实施例中的顺序来执行并且仍然可以实现期望的结果。另外, 在附图中描绘的过程不一定要求示出的特定顺序或者连续顺序才能实现期望的结果。在某些实施方式中, 多任务处理和并行处理也是可以的或者可能是有利的。

35 [186] 本公开中描述的主题及功能操作的实施例可以在以下中实现: 数字电子电路、有形体现的计算机软件或固件、包括本公开中公开的结构及其结构性等同物的计算机硬件、或者它们中的一个或多个的组合。本公开中描述的主题的实施例可以实现为一个或多个计算机程序, 即编码在有形非暂时性程序载体上以被数据处理装置执行或控制数据

处理装置的操作的计算机程序指令中的一个或多个模块。可替代地或附加地，程序指令可以被编码在人工生成的传播信号上，例如机器生成的电信号或电磁信号，该信号被生成以将信息编码并传输到合适的接收机装置以由数据处理装置执行。计算机存储介质可以是机器可读存储设备、机器可读存储基板、随机或串行存取存储器设备、或它们中的一个或多个的组合。

- 5 [187] 本公开中描述的处理及逻辑流程可以由执行一个或多个计算机程序的一个或多个可编程计算机执行，以通过根据输入数据进行操作并生成输出来执行相应的功能。所述处理及逻辑流程还可以由专用逻辑电路—例如 FPGA（现场可编程门阵列）或 ASIC（专用集成电路）来执行，并且装置也可以实现为专用逻辑电路。

- 10 [188] 适合用于执行计算机程序的计算机包括，例如通用和/或专用微处理器，或任何其他类型的中央处理单元。通常，中央处理单元将从只读存储器和/或随机存取存储器接收指令和数据。计算机的基本组件包括用于实施或执行指令的中央处理单元以及用于存储指令和数据的一个或多个存储器设备。通常，计算机还将包括用于存储数据的一个或多个大容量存储设备，例如磁盘、磁光盘或光盘等，或者计算机可将操作地与此大容量存储设备耦接以从其接收数据或向其传送数据，抑或两种情况兼而有之。然而，计算机不是必须具有这样的设备。此外，计算机可以嵌入在另一设备中，例如移动电话、个人数字助理（PDA）、移动音频或视频播放器、游戏操纵台、全球定位系统（GPS）接收机、或例如通用串行总线（USB）闪存驱动器的便携式存储设备，仅举几例。

- 15 [189] 适合于存储计算机程序指令和数据的计算机可读介质包括所有形式的非易失性存储器、媒介和存储器设备，例如包括半导体存储器设备（例如 EPROM、EEPROM 和闪存设备）、磁盘（例如内部硬盘或可移动盘）、磁光盘以及 CD ROM 和 DVD-ROM 盘。处理器和存储器可由专用逻辑电路补充或并入专用逻辑电路中。

- 20 [190] 虽然本公开包含许多具体实施细节，但是这些不应被解释为限制任何公开的范围或所要求保护的范围，而是主要用于描述特定公开的具体实施例的特征。本公开内在多个实施例中描述的某些特征也可以在单个实施例中被组合实施。另一方面，在单个实施例中描述的各种特征也可以在多个实施例中分开实施或以任何合适的子组合来实施。此外，虽然特征可以如上所述在某些组合中起作用并且甚至最初如此要求保护，但是来自所要求保护的组合中的一个或多个特征在一些情况下可以从该组合中去除，并且所要求保护的组合可以指向子组合或子组合的变型。

- 25 [191] 类似地，虽然在附图中以特定顺序描绘了操作，但是这不应被理解为要求这些操作以所示的特定顺序执行或顺次执行、或者要求所有例示的操作被执行，以实现期望的结果。在某些情况下，多任务和并行处理可能是有利的。此外，上述实施例中的各种系统模块和组件的分离不应被理解为在所有实施例中均需要这样的分离，并且应当理解，所描述的程序组件和系统通常可以一起集成在单个软件产品中，或者封装成多个软件产品。

- [192] 由此，主题的特定实施例已被描述。其他实施例在所附权利要求书的范围以内。在某些情况下，权利要求书中记载的动作可以以不同的顺序执行并且仍实现期望的结果。此外，附图中描绘的处理并非必需所示的特定顺序或顺次顺序，以实现期望的结果。在某些实现中，多任务和并行处理可能是有利的。

- 30 [193] 以上所述仅为本公开一个或多个实施例的较佳实施例而已，并不用以限制本公开一个或多个实施例，凡在本公开一个或多个实施例的精神和原则之内，所做的任何修改、等同替换、改进等，均应包含在本公开一个或多个实施例保护的范围之内。