



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110675412 A

(43)申请公布日 2020.01.10

(21)申请号 201910922346.X

(22)申请日 2019.09.27

(71)申请人 腾讯科技(深圳)有限公司

地址 518057 广东省深圳市南山区高新区
科技中一路腾讯大厦35层

(72)发明人 陈思宏

(74)专利代理机构 北京三高永信知识产权代理
有限责任公司 11138

代理人 祝亚男

(51)Int.Cl.

G06T 7/11(2017.01)

G06K 9/62(2006.01)

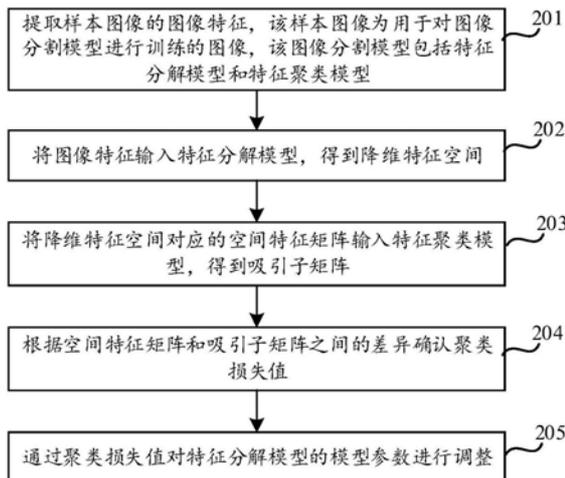
权利要求书3页 说明书15页 附图6页

(54)发明名称

图像分割方法、图像分割模型的训练方法、
装置及设备

(57)摘要

本申请公开了一种图像分割方法、图像分割模型的训练方法、装置及设备,涉及人工智能领域。该方法包括:获取目标图像;将目标图像输入图像分割模型,输出得到分割结果;其中,图像分割模型是通过样本图像进行训练得到的图像,图像分割模型中包括特征分解模型和特征聚类模型,通过特征分解模型分解得到降维特征空间后,通过特征聚类模型得到聚类结果,并根据聚类结果确定聚类损失值,对特征分解模型的模型参数进行调整。通过对样本图像的图像特征进行分解后,将分解得到的降维特征空间进行聚类,并根据聚类结果计算聚类损失值,并对特征分解模型进行参数调整,使特征分解模型分解得到的降维特征空间更利于聚类,提高了图像分割的准确性。



1. 一种图像分割方法,其特征在于,所述方法包括:
获取目标图像,所述目标图像为图像内容待分割的图像;
将所述目标图像输入图像分割模型,输出得到所述目标图像的分割结果;
其中,所述图像分割模型是通过样本图像进行训练得到的图像,所述图像分割模型中包括特征分解模型和特征聚类模型,所述样本图像通过所述特征分解模型分解得到降维特征空间后,通过所述特征聚类模型得到聚类结果,并根据所述聚类结果确定聚类损失值,所述聚类损失值用于对所述特征分解模型的模型参数进行调整。
2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述图像分割模型的训练过程包括:
提取所述样本图像的图像特征,其中,所述特征分解模型用于将所述图像特征进行降维处理,所述特征聚类模型用于对降维后的特征空间进行聚类;
将所述图像特征输入所述特征分解模型,得到所述降维特征空间;
将所述降维特征空间对应的空间特征矩阵输入所述特征聚类模型,得到吸引子矩阵,所述吸引子矩阵用于表示所述样本图像的图像分割结果;
根据所述空间特征矩阵和所述吸引子矩阵之间的差异确定所述聚类损失值;
通过所述聚类损失值对所述特征分解模型的所述模型参数进行调整。
3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述降维特征空间对应的所述空间特征矩阵和所述吸引子矩阵为 n 列的矩阵, n 为正整数;
所述根据所述空间特征矩阵和所述吸引子矩阵之间的差异确定所述聚类损失值,包括:
确定所述空间特征矩阵中第 i 列向量与所述吸引子矩阵中第 i 列吸引子之间的差值, $0 < i \leq n$;
根据 n 个差值之和确定所述聚类损失值。
4. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述图像分割模型用于将图像以 k 个类别进行分割, k 为正整数,所述降维特征空间对应第一维长度 h 、第二维长度 w 和第三维长度 k , w 、 h 为正整数;
所述将所述降维特征空间对应的空间特征矩阵输入所述特征聚类模型,包括:
根据所述降维特征空间的第一维长度 h 和第二维长度 w 之积确定所述空间特征矩阵的列数 n ;
将所述第三维长度 k 确定为所述空间特征矩阵的行数 k ;
将所述空间特征矩阵输入所述特征聚类模型。
5. 根据权利要求1至4任一所述的方法,其特征在于,所述样本图像为标注有图像分割结果的图像,所述降维特征空间中包括所述 k 个类别对应 k 个通道的自分割结果;
所述方法还包括:
根据所述 k 个通道的自分割结果和所述图像分割结果之间的差异确定语义损失值;
通过所述语义损失值对所述特征分解模型的所述模型参数进行调整。
6. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,所述特征分解模型还输出得到语义基;
所述根据所述 k 个通道的自分割结果和所述图像分割结果之间的差异确定语义损失值,包括:
确定所述 k 个通道的自分割结果与对应的语义基之间的乘积;

根据k个所述乘积与所述图像分割结果之间的差异确定所述语义损失值。

7. 根据权利要求6所述的方法,其特征在於,所述方法还包括:

确定所述语义基对应的第一矩阵与所述第一矩阵的转置矩阵的乘积矩阵;

根据所述乘积矩阵与单位矩阵之差确定正交损失值;

根据所述正交损失值对所述语义基进行调整。

8. 根据权利要求5所述的方法,其特征在於,所述方法还包括:

根据所述k个通道的自分割结果确定每个通道的质心位置;

根据每个通道的所述质心位置计算中心损失值;

通过所述中心损失值对所述特征分解模型的所述模型参数进行调整。

9. 一种图像分割模型的训练方法,其特征在於,所述方法包括:

提取样本图像的图像特征,所述样本图像为用于对所述图像分割模型进行训练的图像,所述图像分割模型中包括特征分解模型和特征聚类模型,其中,所述特征分解模型用于将所述图像特征进行降维处理,所述特征聚类模型用于对降维后的特征空间进行聚类;

将所述图像特征输入所述特征分解模型,得到降维特征空间;

将所述降维特征空间对应的空间特征矩阵输入所述特征聚类模型,得到吸引子矩阵,所述吸引子矩阵用于表示所述样本图像的图像分割结果;

根据所述空间特征矩阵和所述吸引子矩阵之间的差异确定聚类损失值;

通过所述聚类损失值对所述特征分解模型的模型参数进行调整。

10. 一种图像分割装置,其特征在於,所述装置包括:

获取模块,用于获取目标图像,所述目标图像为图像内容待分割的图像;

输入模块,用于将所述目标图像输入图像分割模型,输出得到所述目标图像的分割结果;

其中,所述图像分割模型是通过样本图像进行训练得到的图像,所述图像分割模型中包括特征分解模型和特征聚类模型,所述样本图像通过所述特征分解模型分解得到降维特征空间后,通过所述特征聚类模型得到聚类结果,并根据所述聚类结果确定聚类损失值,所述聚类损失值用于对所述特征分解模型的模型参数进行调整。

11. 一种图像分割模型的训练装置,其特征在於,所述装置包括:

提取模块,用于提取样本图像的图像特征,所述样本图像为用于对所述图像分割模型进行训练的图像,所述图像分割模型中包括特征分解模型和特征聚类模型,其中,所述特征分解模型用于将所述图像特征进行降维处理,所述特征聚类模型用于对降维后的特征空间进行聚类;

输入模块,用于将所述图像特征输入所述特征分解模型,得到降维特征空间;

所述输入模块,还用于将所述降维特征空间对应的空间特征矩阵输入所述特征聚类模型,得到吸引子矩阵,所述吸引子矩阵用于表示所述样本图像的图像分割结果;

确定模块,用于根据所述空间特征矩阵和所述吸引子矩阵之间的差异确定聚类损失值;

调整模块,用于通过所述聚类损失值对所述特征分解模型的模型参数进行调整。

12. 一种计算机设备,其特征在於,所述计算机设备包括处理器和存储器,所述存储器中存储有至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集,所述至少一条指令、所述至少一

段程序、所述代码集或指令集由所述处理器加载并执行以实现如权利要求1至8任一所述的图像分割方法或如权利要求9所述的图像分割模型的训练方法。

13. 一种计算机可读存储介质,其特征在于,所述存储介质中存储有至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集,所述至少一条指令、所述至少一段程序、所述代码集或指令集由处理器加载并执行以实现如权利要求1至8任一所述的图像分割方法或如权利要求9所述的图像分割模型的训练方法。

图像分割方法、图像分割模型的训练方法、装置及设备

技术领域

[0001] 本申请实施例涉及人工智能领域，特别涉及一种图像分割方法、图像分割模型的训练方法、装置及设备。

背景技术

[0002] 图像分割技术是一种根据图像自身纹理特征进行自监督分割的技术，示意性的，以图像分割技术应用于医学领域为例进行说明，将采集得到的医学图像输入图像分割模型，输出得到以图像块划分的医学图像，该图像块划分中将医学图像划分为正常区域和疑似病变区域。

[0003] 相关技术中，图像分割技术的核心为对图像特征空间进行分解和聚类，其中，通过分解模型对该图像的特征矩阵进行分解后，得到基矩阵和系数矩阵，通过聚类模型对系数矩阵进行聚类后实现对图像的分割，其中，分解模型在自训练过程中通过分解得到的基矩阵和系数矩阵对损失进行计算，从而对分解模型进行参数优化。

[0004] 然而，上述训练后的分解模型，在对图像特征进行分解的过程中，分解得到的降维特征空间对聚类模型的适应性不强，聚类模型的聚类效果较差，导致图像分割结果准确性较低。

发明内容

[0005] 本申请实施例提供了一种图像分割方法、图像分割模型的训练方法、装置及设备，可以解决在对图像特征进行分解的过程中，分解得到的降维特征空间对聚类模型的适应性不强，聚类模型的聚类效果较差，导致图像分割结果准确性较低的问题。所述技术方案如下：

[0006] 一方面，提供了一种图像分割方法，所述方法包括：

[0007] 获取目标图像，所述目标图像为图像内容待分割的图像；

[0008] 将所述目标图像输入图像分割模型，输出得到所述目标图像的分割结果；

[0009] 其中，所述图像分割模型是通过样本图像进行训练得到的图像，所述图像分割模型中包括特征分解模型和特征聚类模型，所述样本图像通过所述特征分解模型分解得到降维特征空间后，通过所述特征聚类模型得到聚类结果，并根据所述聚类结果确定聚类损失值，所述聚类损失值用于对所述特征分解模型的模型参数进行调整。

[0010] 另一方面，提供了一种图像分割模型的训练方法，所述方法包括：

[0011] 提取样本图像的图像特征，所述样本图像为用于对所述图像分割模型进行训练的图像，所述图像分割模型中包括特征分解模型和特征聚类模型，其中，所述特征分解模型用于将所述图像特征进行降维处理，所述特征聚类模型用于对降维后的特征空间进行聚类；

[0012] 将所述图像特征输入所述特征分解模型，得到降维特征空间；

[0013] 将所述降维特征空间对应的空间特征矩阵输入所述特征聚类模型，得到吸引子矩阵，所述吸引子矩阵用于表示所述样本图像的图像分割结果；

- [0014] 根据所述空间特征矩阵和所述吸引子矩阵之间的差异确定聚类损失值；
- [0015] 通过所述聚类损失值对所述特征分解模型的模型参数进行调整。
- [0016] 另一方面,提供了一种图像分割装置,所述装置包括:
- [0017] 获取模块,用于获取目标图像,所述目标图像为图像内容待分割的图像;
- [0018] 输入模块,用于将所述目标图像输入图像分割模型,输出得到所述目标图像的分割结果;
- [0019] 其中,所述图像分割模型是通过样本图像进行训练得到的图像,所述图像分割模型中包括特征分解模型和特征聚类模型,所述样本图像通过所述特征分解模型分解得到降维特征空间后,通过所述特征聚类模型得到聚类结果,并根据所述聚类结果确定聚类损失值,所述聚类损失值用于对所述特征分解模型的模型参数进行调整。
- [0020] 另一方面,提供了一种图像分割模型的训练装置,所述装置包括:
- [0021] 提取模块,用于提取样本图像的图像特征,所述样本图像为用于对所述图像分割模型进行训练的图像,所述图像分割模型中包括特征分解模型和特征聚类模型,其中,所述特征分解模型用于将所述图像特征进行降维处理,所述特征聚类模型用于对降维后的特征空间进行聚类;
- [0022] 输入模块,用于将所述图像特征输入所述特征分解模型,得到降维特征空间;
- [0023] 所述输入模块,还用于将所述降维特征空间对应的空间特征矩阵输入所述特征聚类模型,得到吸引子矩阵,所述吸引子矩阵用于表示所述样本图像的图像分割结果;
- [0024] 确定模块,用于根据所述空间特征矩阵和所述吸引子矩阵之间的差异确定聚类损失值;
- [0025] 调整模块,用于通过所述聚类损失值对所述特征分解模型的模型参数进行调整。
- [0026] 另一方面,提供了一种计算机设备,所述计算机设备包括处理器和存储器,所述存储器中存储有至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集,所述至少一条指令、所述至少一段程序、所述代码集或指令集由所述处理器加载并执行以实现如上述本申请实施例中提供的图像分割方法或图像分割模型的训练方法。
- [0027] 另一方面,提供了一种计算机可读存储介质,所述存储介质中存储有至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集,所述至少一条指令、所述至少一段程序、所述代码集或指令集由所述处理器加载并执行以实现如上述本申请实施例中提供的图像分割方法或图像分割模型的训练方法。
- [0028] 另一方面,提供了一种计算机程序产品,当所述计算机程序产品在计算机上运行时,使得计算机执行如上述本申请实施例中提供的图像分割方法或图像分割模型的训练方法。
- [0029] 本申请实施例提供的技术方案带来的有益效果至少包括:
- [0030] 通过对样本图像的图像特征进行分解后,将分解得到的降维特征空间进行聚类,并根据聚类结果计算聚类损失值,结合聚类损失值对特征分解模型进行参数调整,从而对特征分解模型所分解得到的降维特征空间进行优化,使特征分解模型分解得到的降维特征空间更利于聚类,提高了图像分割的准确性。

附图说明

[0031] 为了更清楚地说明本申请实施例中的技术方案,下面将对实施例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申请的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

- [0032] 图1是本申请一个示例性的实施例提供的图像分割过程示意图;
- [0033] 图2是本申请一个示例性实施例提供的图像分割模型的训练方法的流程图;
- [0034] 图3是基于图2示出的实施例提供的对空间特征矩阵进行聚类的过程示意图;
- [0035] 图4是本申请另一个示例性实施例提供的图像分割模型的训练方法的流程图;
- [0036] 图5是基于图4示出的实施例提供的语义损失值的获取过程示意图;
- [0037] 图6是本申请一个示例性实施例提供的对特征分解模型进行训练的过程示意图;
- [0038] 图7是本申请另一个示例性实施例提供的图像分割模型的训练方法的流程图;
- [0039] 图8是本申请另一个示例性实施例提供的图像分割模型的训练过程示意图;
- [0040] 图9是本申请一个示例性实施例提供的图像分割方法的流程图;
- [0041] 图10是本申请一个示例性实施例提供的图像分割装置的结构框图;
- [0042] 图11是本申请另一个示例性实施例提供的图像分割装置的结构框图;
- [0043] 图12是本申请一个示例性实施例提供的图像分割模型的训练装置的结构框图;
- [0044] 图13是本申请一个示例性的实施例提供的终端的结构框图。

具体实施方式

[0045] 为使本申请的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合附图对本申请实施方式作进一步地详细描述。

[0046] 首先,对本申请实施例中涉及的名词进行简单介绍:

[0047] 图像分割:是指根据图像自身纹理特征进行自监督分割的技术,可选地,通过该图像分割技术对图像进行分割时,仅针对图像中的纹理特征将纹理特征不同的部分进行区分,而不针对分割得到的部分进行标签标注。示意性的,针对图像A通过图像分割模型进行分割后,在图像A的基础上分割得到区域1、区域2、区域3以及区域4,而上述区域1、区域2、区域3以及区域4是针对图像A中的纹理特征分割得到的4个区域。可选地,该图像分割技术可以应用于自然图像、医学图像等图像的分割任务中。

[0048] 人工智能(Artificial Intelligence, AI):是利用数字计算机或者数字计算机控制的机器模拟、延伸和扩展人的智能,感知环境、获取知识并使用知识获得最佳结果的理论、方法、技术及应用系统。换句话说,人工智能是计算机科学的一个综合技术,它企图了解智能的实质,并生产出一种新的能以人类智能相似的方式做出反应的智能机器。人工智能也就是研究各种智能机器的设计原理与实现方法,使机器具有感知、推理与决策的功能。人工智能技术是一门综合学科,涉及领域广泛,既有硬件层面的技术也有软件层面的技术。人工智能基础技术一般包括如传感器、专用人工智能芯片、云计算、分布式存储、大数据处理技术、操作/交互系统、机电一体化等技术。人工智能软件技术主要包括计算机视觉技术、语音处理技术、自然语言处理技术以及机器学习/深度学习等几大方向。

[0049] 相关技术中,在对图像进行分割时,首先通过已经过训练的卷积神经网络

(Convolutional Neural Network, CNN) 对图像进行特征提取, 示意性的, 图像*i*经过1层卷积得到的特征图为: $A_i^l \in R^{h \times w \times c}$ 。其中, *h*为特征图的长, *w*为特征图的宽, *c*为该层特征图的通道数目。将*n*张图片的特征图拼接得到矩阵*A*:

$$[0050] \quad A = \begin{bmatrix} A_1^l \\ \cdots \\ A_n^l \end{bmatrix} \in R^{(n \cdot h \cdot w) \times c}$$

[0051] 利用非负矩阵分解方法对该矩阵*A*进行分解, 得到*H*矩阵与*W*矩阵, 该分解过程如下:

$$[0052] \quad NMF(A, k) = \arg \min_{\hat{A}_k} \|A - \hat{A}_k\|_F^2$$

$$[0053] \quad \text{subject to } \hat{A}_k = HW, \forall ij, H_{ij}, W_{ij} \geq 0$$

$$[0054] \quad H \in R^{(n \cdot h \cdot w) \times k}$$

$$[0055] \quad W \in R^{k \times c}$$

[0056] 其中, *W*为*k*个基组成的基矩阵, *H*为系数矩阵, H_{ij} 用于表示*H*矩阵的*i*行*j*列, W_{ij} 用于表示*W*矩阵的*i*行*j*列, *k*为对图像进行分割的最大区域数, 也即, 通过图像分割模型, 可以将图像分割为*k*个部分。

[0057] 示意性的, 请参考图1, 将图像101、图像102和图像103输入卷积神经网络110后, 输出得到图像特征111、图像特征112和图像特征113, 将图像特征111、图像特征112和图像特征113拼接得到矩阵*A*120, 对该矩阵*A*120进行分解后, 得到矩阵*H*和矩阵*W*, 从而生成分割后的图像121、图像122和图像123。

[0058] 然而, 通过上述方式进行图像分割时, 通过系数值的大小代表图像中的空间位置属于某一类的改立, 即仅将组合系数各自的热力图作为空间分割结果, 分割结果较为粗糙, 精准度较低。

[0059] 结合上述说明, 对本申请实施例提供的图像分割模型的训练方法进行说明, 以该方法应用于终端中为例进行说明, 如图2所示, 该方法包括:

[0060] 步骤201, 提取样本图像的图像特征, 该样本图像为用于对图像分割模型进行训练的图像, 该图像分割模型包括特征分解模型和特征聚类模型。

[0061] 可选地, 上述特征分解模型用于将图像特征进行降维处理, 可选地, 该特征分解模型用于通过非负矩阵分解算法对图像特征进行降维处理。

[0062] 可选地, 上述特征聚类模型用于对降维后的特征空间进行聚类, 可选地, 该特征聚类模型用于通过*k*-means聚类算法对特征空间进行聚类。

[0063] 可选地, 对样本图像的图像特征进行提取时, 通过已经过训练的卷积神经网络模型进行提取, 可选地, 该卷积神经网络包括输入层、隐含层以及输出层至少三个层次, 其中, 隐含层中又包括卷积层、池化层以及全连接层等层次, 将样本图像输入该卷积神经网络后, 由卷积神经网络的各个层分别进行处理后, 输出得到该样本图像的图像特征。

[0064] 步骤202,将图像特征输入特征分解模型,得到降维特征空间。

[0065] 可选地,将图像特征输入特征分解模型后,通过特征分解模型根据非负矩阵分解算法对该图像特征分解,分解得到基矩阵和与基矩阵对应的系数矩阵,其中,系数矩阵即为对该图像特征进行降维后的降维特征空间。

[0066] 可选地,非负矩阵分解(Nonnegative Matrix Factor,NMF)算法是指以分解后的分量均为非负值,且同时实现非线性的维数约减为目的的算法。

[0067] 可选地,该系数矩阵中的每一列向量(即系数向量)对应样本图像中的一个像素点,该系数矩阵中的每一行向量用于表示像素点对应的类别的贡献值。可选地,贡献值越高的类别,该像素点分割至该类别的概率越高。

[0068] 步骤203,将降维特征空间对应的空间特征矩阵输入特征聚类模型,得到吸引子矩阵。

[0069] 可选地,该吸引子矩阵用于表示样本图像的图像分割结果。

[0070] 可选地,该降维特征空间对应的空间特征矩阵和吸引子矩阵为 n 列的矩阵, n 为正整数。可选地,该图像分割模型用于将图像以 k 个类别进行分割, k 为正整数,该降维特征空间对应第一维长度 h 、第二维长度 w 和第三维长度 k , w 、 h 为正整数,则根据降维特征空间的第一维长度 h 和第二维长度 w 之积确定该空间特征矩阵的列数 n ,可选地,该第一维长度 h 用于表示样本图像的特征图像的长(以像素点的数量表达),第二维长度 w 用于表示样本图像的特征图像的宽(以像素点的数量表达),则该特征图像中共 $h \times w$ 个像素点,则空间特征矩阵对应 n ($n = h \times w$)列,每一列对应该特征图像中的1个像素点。可选地,将第三维长度 k 确定为空间特征矩阵的行数 k 。

[0071] 可选地,确定与该降维特征空间对应的空间特征矩阵(n 列 k 行矩阵)后,将该空间特征矩阵输入特征聚类模型,并输出得到吸引子矩阵。

[0072] 可选地,该空间特征矩阵和吸引子矩阵皆为 n 列 k 行的矩阵。

[0073] 可选地,该特征聚类模型用于通过 k 均值聚类算法(k -means clustering algorithm)对特征空间进行聚类。可选地, k -means聚类算法是一种迭代求解的聚类分析算法,其步骤是随机选取 k 个对象作为初始的聚类中心,然后计算每个对象与各个种子聚类中心之间的距离,把每个对象分配给距离最近的聚类中心。聚类中心以及分配得到的对象即代表一个聚类。可选地,每分配一个样本,聚类的聚类中心会根据聚类中现有的对象进行重新计算,这个过程将不断重复知道满足终止条件,其中,该终止条件可以是如:没有对象被重新分配给不同的聚类,或没有聚类中心再发生变化,或误差平方和局部最小。

[0074] 可选地,对于特征分解模型输出的系数矩阵,对系数矩阵中的系数向量进行 k -means聚类,可得到系数向量的分类结果,将分类结果按照系数向量与特征图像的像素点之间的对应关系映射至样本图片上,即可实现将样本图像分割为不同区域,得到样本图像的软分割结果。

[0075] 示意性的,请参考图3,降维特征空间310为 $(h \times w) \times k$ 的矩阵,对该降维特征空间310进行重组,得到空间特征矩阵320,该空间特征矩阵320为 n 列 k 行的矩阵,其中, n 列是根据降维特征空间中的 $h \times w$ 确定的,将该空间特征矩阵320通过 k -means聚类算法进行聚类,得到 n 个吸引子组成的吸引子矩阵330,该吸引子矩阵330为 n 列 k 行的矩阵。

[0076] 步骤204,根据空间特征矩阵和吸引子矩阵之间的差异确认聚类损失值。

[0077] 可选地,确定空间特征矩阵中第*i*列向量与吸引子矩阵中第*i*列吸引子之间的差值, $0 < i \leq n$,并根据*n*个差值之和确定聚类损失值。

[0078] 示意性的,该聚类损失值的计算公式请参考如下公式一:

$$[0079] \quad \text{公式一: } L_{clu} = \sum_{i=1}^{h*w} \|f_i - C_{si}\|_2^2$$

[0080] 其中, L_{clu} 表示聚类损失值, $h*w$ 表示空间特征矩阵的列数,空间特征矩阵 $F = [f_1, f_2, \dots, f_n]$,也即空间特征矩阵共*n*列, f_i 即为空间特征矩阵中的第*i*列, C_{si} 为吸引子矩阵中,与 f_i 对应的k-means聚类所得的标签。

[0081] 步骤205,通过聚类损失值对特征分解模型的模型参数进行调整。

[0082] 可选地,根据聚类损失值对特征分解模型的模型参数进行对应的调整,从而特征分解模型分解得到的降维特征空间对聚类过程更为友好。

[0083] 可选地,该聚类损失值还可以用于对特征聚类模型的模型参数进行对应的调整。

[0084] 综上所述,本实施例提供的图像分割模型的训练方法,通过对样本图像的图像特征进行分解后,将分解得到的降维特征空间进行聚类,并根据聚类结果计算聚类损失值,结合聚类损失值对特征分解模型进行参数调整,从而对特征分解模型所分解得到的降维特征空间进行优化,使特征分解模型分解得到的降维特征空间更利于聚类,提高了图像分割的准确性。

[0085] 可选地,该特征分解模型的模型参数还通过语义损失函数进行优化,图4是本申请另一个示例性实施例提供的图像分割模型的训练方法的流程图,如图4所示,该方法包括:

[0086] 步骤401,提取样本图像的图像特征,该样本图像为用于对图像分割模型进行训练的图像,该图像分割模型包括特征分解模型和特征聚类模型。

[0087] 可选地,上述特征分解模型用于将图像特征进行降维处理,可选地,该特征分解模型用于通过非负矩阵分解算法对图像特征进行降维处理。

[0088] 可选地,上述特征聚类模型用于对降维后的特征空间进行聚类,可选地,该特征聚类模型用于通过k-means聚类算法对特征空间进行聚类。

[0089] 步骤402,将图像特征输入特征分解模型,得到降维特征空间。

[0090] 可选地,将图像特征输入特征分解模型后,通过特征分解模型根据非负矩阵分解算法对该图像特征分解,分解得到基矩阵和与基矩阵对应的系数矩阵,其中,系数矩阵即为对该图像特征进行降维后的降维特征空间。

[0091] 步骤403,将降维特征空间对应的空间特征矩阵输入特征聚类模型,得到吸引子矩阵。

[0092] 可选地,该吸引子矩阵用于表示样本图像的图像分割结果。

[0093] 可选地,该降维特征空间所对应的空间特征矩阵和吸引子矩阵为*n*列的矩阵,*n*为正整数。可选地,该图像分割模型用于将图像以*k*个类别进行分割,*k*为正整数,该降维特征空间对应第一维长度*h*、第二维长度*w*和第三维长度*k*,*w*、*h*为正整数,则根据降维特征空间的第一维长度*h*和第二维长度*w*之积确定该空间特征矩阵的列数*n*。

[0094] 可选地,确定与该降维特征空间对应的空间特征矩阵(*n*列*k*行矩阵)后,将该空间特征矩阵输入特征聚类模型,并输出得到吸引子矩阵。

[0095] 可选地,该空间特征矩阵和吸引子矩阵皆为n列k行的矩阵。

[0096] 步骤404,根据空间特征矩阵和吸引子矩阵之间的差异确认聚类损失值。

[0097] 可选地,确定空间特征矩阵中第i列向量与吸引子矩阵中第i列吸引子之间的差值, $0 < i \leq n$,并根据n个差值之和确定聚类损失值。

[0098] 步骤405,通过聚类损失值对特征分解模型的模型参数进行调整。

[0099] 可选地,根据聚类损失值对特征分解模型的模型参数进行对应的调整,从而特征分解模型分解得到的降维特征空间对聚类过程更为友好。

[0100] 可选地,该聚类损失值还可以用于对特征聚类模型的模型参数进行对应的调整。

[0101] 步骤406,根据k个通道的自分割结果和图像分割结果之间的差异确定语义损失值。

[0102] 可选地,该样本图像为标注有图像分割结果的图像,该降维特征空间中包括k个类别对应k个通道的自分割结果。

[0103] 可选地,该样本图像标注的图像分割结果可以是手动标注的结果,也可以是通过预先训练好的特征提取器提取得到的特征图,如:通过视觉几何组(Visual Geometry Group,VGG)网络提取得到的特征图。

[0104] 可选地,该特征分解模型还输出得到语义基,可选地,该语义基即为上述特征分解模型输出的基矩阵。该语义损失值通过确定k个自分割结果与对应的语义基之间的乘积,并根据k个乘积与图像分割结果之间的差异确定得到的。示意性的,该语义损失值的计算方式请参考如下公式二:

$$[0105] \quad \text{公式二: } L_{SC} = \sum_{u,v} \left\| V(u,v) - \sum_k R(k,u,v)w_k \right\|^2$$

[0106] 其中, L_{SC} 表示语义损失值, $V(u,v)$ 表示图像分割结果(如:通过预先训练好的VGG网络提取得到的特征图), $R(k,u,v)$ 表示k个通道的自分割结果, w_k 用于表示k组语义基。

[0107] 可选地,该k组语义基需要保证正交性。可选地,确定该语义基对应的第一矩阵与第一矩阵的转置矩阵的乘积矩阵,根据乘积矩阵与单位矩阵之差确定正交损失值,可选地,该单位矩阵根据语义基的组数确定,如: w_k 用于表示k组语义基,则该单位矩阵为k阶单位矩阵。可选地,根据正交损失值对该语义基进行调整。

[0108] 示意性的,该正交损失值的计算过程请参考如下公式三:

$$[0109] \quad \text{公式三: } L_{on} = \left\| \hat{W}\hat{W}^T - I_k \right\|_F^2$$

[0110] 其中, L_{on} 表示正交损失值, \hat{W} 表示k组语义基对应的第一矩阵, \hat{W}^T 表示第一矩阵的转置矩阵, I_k 表示k阶单位矩阵。

[0111] 示意性的,以该图像分割结果是预先训练好的特征提取器提取得到的特征图为例进行说明,请参考图5,将图像510分别输入预先训练好的特征提取器520和特征分解模型530,通过特征提取器520输出得到图像分割结果521,以及通过特征分解模型530结合语义基541和正交损失值542输出得到自分割结果531,根据图像分割结果521和自分割结果531确定语义损失值 L_{SC} 。

[0112] 步骤407,通过语义损失值对特征分解模型的模型参数进行调整。

[0113] 可选地,通过聚类损失值对该特征分解模型的第一模型参数进行调整,通过语义损失值对该特征分解模型的第二模型参数进行调整,其中,第一模型参数和第二模型参数可以是相同的参数,也可以是不同的参数,还可以是部分相同的参数,本申请实施例对此不加以限定。

[0114] 综上所述,本实施例提供的图像分割模型的训练方法,通过对样本图像的图像特征进行分解后,将分解得到的降维特征空间进行聚类,并根据聚类结果计算聚类损失值,结合聚类损失值对特征分解模型进行参数调整,从而对特征分解模型所分解得到的降维特征空间进行优化,使特征分解模型分解得到的降维特征空间更利于聚类,提高了图像分割的准确性。

[0115] 本实施例提供的方法,通过聚类损失函数和语义损失函数分别对特征分解模型进行训练,提高了特征分解模型的分解准确程度,同时提高了特征分解模型分解得到的降维特征空间对聚类的适应性。

[0116] 在一个可选的实施例中,在对特征分解模型进行训练的过程中,通过语义损失函数、中心损失函数以及聚类损失函数对该特征分解模型的模型进行调整,示意性的,请参考图6,将样本图像610输入特征分解模型620,输出得到降维特征空间R后,根据该降维特征空间R以及语义损失函数、中心损失函数以及聚类损失函数,分别对该特征分解模型620进行训练。

[0117] 图7是本申请另一个示例性实施例提供的图像分割模型的训练方法的流程图,以该方法应用于终端中为例进行说明,如图7所示,该方法包括:

[0118] 步骤701,提取样本图像的图像特征,该样本图像为用于对图像分割模型进行训练的图像,该图像分割模型包括特征分解模型和特征聚类模型。

[0119] 可选地,上述特征分解模型用于将图像特征进行降维处理,可选地,该特征分解模型用于通过非负矩阵分解算法对图像特征进行降维处理。

[0120] 可选地,上述特征聚类模型用于对降维后的特征空间进行聚类,可选地,该特征聚类模型用于通过k-means聚类算法对特征空间进行聚类。

[0121] 步骤702,将图像特征输入特征分解模型,得到降维特征空间。

[0122] 可选地,将图像特征输入特征分解模型后,通过特征分解模型根据非负矩阵分解算法对该图像特征分解,分解得到基矩阵和与基矩阵对应的系数矩阵,其中,系数矩阵即为对该图像特征进行降维后的降维特征空间。

[0123] 步骤703,将降维特征空间对应的空间特征矩阵输入特征聚类模型,得到吸引子矩阵。

[0124] 可选地,该吸引子矩阵用于表示样本图像的图像分割结果。

[0125] 步骤704,根据空间特征矩阵和吸引子矩阵之间的差异确认聚类损失值。

[0126] 可选地,确定空间特征矩阵中第 i 列向量与吸引子矩阵中第 i 列吸引子之间的差值, $0 < i \leq n$,并根据 n 个差值之和确定聚类损失值。

[0127] 步骤705,通过聚类损失值对特征分解模型的模型参数进行调整。

[0128] 可选地,根据聚类损失值对特征分解模型的模型参数进行对应的调整,从而特征分解模型分解得到的降维特征空间对聚类过程更为友好。

[0129] 可选地,该聚类损失值还可以用于对特征聚类模型的模型参数进行对应的调整。

[0130] 步骤706,根据k个通道的自分割结果和图像分割结果之间的差异确定语义损失值。

[0131] 可选地,该样本图像为标注有图像分割结果的图像,该降维特征空间中包括k个类别对应k个通道的自分割结果。

[0132] 步骤707,通过语义损失值对特征分解模型的模型参数进行调整。

[0133] 可选地,通过聚类损失值对该特征分解模型的第一模型参数进行调整,通过语义损失值对该特征分解模型的第二模型参数进行调整,其中,第一模型参数和第二模型参数可以是相同的参数,也可以是不同的参数,还可以是部分相同的参数,本申请实施例对此不加以限定。

[0134] 步骤708,根据k个通道的自分割结果确定每个通道的质心位置。

[0135] 可选地,该质心位置是指质量集中的位置点。可选地,该质心位置的计算方式请参考如下公式四至公式六:

$$[0136] \quad \text{公式四: } c_u^k = \frac{\sum_{u,v,z} uR(k,u,v,z)}{\sum_{u,v,z} R(k,u,v,z)}$$

$$[0137] \quad \text{公式五: } c_v^k = \frac{\sum_{u,v,z} vR(k,u,v,z)}{\sum_{u,v,z} R(k,u,v,z)}$$

$$[0138] \quad \text{公式六: } c_z^k = \frac{\sum_{u,v,z} zR(k,u,v,z)}{\sum_{u,v,z} R(k,u,v,z)}$$

[0139] 其中,该质心位置为 (c_u^k, c_v^k, c_z^k) , $R(k,u,v,z)$ 为降维特征空间第k个通道中 (u, v, z) 处的值。

[0140] 步骤709,根据每个通道的质心位置计算中心损失值。

[0141] 可选地,计算每个通道的空间方差并求和,得到该中心损失值。

[0142] 可选地,该中心损失值的计算过程请参考如下公式七:

$$[0143] \quad \text{公式七: } L_{con} = \sum_k \frac{\sum_{u,v,z} \left\| \langle u,v,z \rangle - \langle c_u^k, c_v^k, c_z^k \rangle \right\|^2 R(k,u,v,z)}{\sum_{u,v,z} R(k,u,v,z)}$$

[0144] 其中, L_{con} 表示中心损失值, $\langle c_u^k, c_v^k, c_z^k \rangle$ 表示第k个通道中的质心位置。

[0145] 步骤710,通过中心损失值对特征分解模型的模型参数进行调整。

[0146] 可选地,通过聚类损失值对该特征分解模型的第一模型参数进行调整,通过语义损失值对该特征分解模型的第二模型参数进行调整,通过中心损失值对特征分解模型的第三模型参数进行调整,其中,第一模型参数、第二模型参数和第三模型参数可以是相同的参数,也可以是不同的参数,还可以是部分相同的参数,本申请实施例对此不加以限定。

[0147] 综上所述,本实施例提供的图像分割模型的训练方法,通过对样本图像的图像特

征进行分解后,将分解得到的降维特征空间进行聚类,并根据聚类结果计算聚类损失值,结合聚类损失值对特征分解模型进行参数调整,从而对特征分解模型所分解得到的降维特征空间进行优化,使特征分解模型分解得到的降维特征空间更利于聚类,提高了图像分割的准确性。

[0148] 本实施例提供的方法,通过语义损失函数、中心损失函数以及聚类损失函数对该特征分解模型进行训练,提高了特征分解模型的分解准确程度,同时提高了特征分解模型分解得到的降维特征空间对聚类的适应性。

[0149] 示意性的,图8是本申请一个示例性实施例提供的图像分割模型的自监督训练方法的过程示意图,如图8所示,将样本图像810输入图像分割模型820后,输出得到分割后的目标图像830,根据该目标图像以及自监督训练模块840中的几何分布子模块841、等变异数子模块842以及语义一致性子模块843对该图像分割模型820进行训练。

[0150] 可选地,结合上述图像分割模型的自监督训练方法,对本申请实施例中提供的图像分割方法进行说明,图9是本申请一个示例性实施例提供的图像分割方法的流程图,以该方法应用于终端中为例进行说明,如图9所示,该方法包括:

[0151] 步骤901,获取目标图像,该目标图像为图像内容待分割的图像。

[0152] 步骤902,将目标图像输入图像分割模型,输出得到目标图像的分割结果。

[0153] 可选地,该图像分割模型是通过样本图像进行训练得到的图像,该图像分割模型中包括特征分解模型和特征聚类模型,其中,样本图像通过特征分解模型分解得到降维特征空间后,通过特征聚类模型得到聚类结果,并根据聚类结果确定聚类损失值,该聚类损失值用于对特征分解模型的模型参数进行调整。

[0154] 可选地,该图像分割模型的训练过程请参考如图2、图4以及图7所示的图像分割模型的训练方法。

[0155] 综上所述,本实施例提供的图像分割方法,通过对样本图像的图像特征进行分解后,将分解得到的降维特征空间进行聚类,并根据聚类结果计算聚类损失值,结合聚类损失值对特征分解模型进行参数调整,从而对特征分解模型所分解得到的降维特征空间进行优化,使特征分解模型分解得到的降维特征空间更利于聚类,提高了图像分割的准确性。

[0156] 图10是本申请一个示例性实施例提供的图像分割装置的结构框图,如图10所示,以该装置应用于终端中为例进行说明,该装置包括:获取模块1010、输入模块1020;

[0157] 获取模块1010,用于获取目标图像,所述目标图像为图像内容待分割的图像;

[0158] 输入模块1020,用于将所述目标图像输入图像分割模型,输出得到所述目标图像的分割结果;

[0159] 其中,所述图像分割模型是通过样本图像进行训练得到的图像,所述图像分割模型中包括特征分解模型和特征聚类模型,所述样本图像通过所述特征分解模型分解得到降维特征空间后,通过所述特征聚类模型得到聚类结果,并根据所述聚类结果确定聚类损失值,所述聚类损失值用于对所述特征分解模型的模型参数进行调整。

[0160] 在一个可选的实施例中,如图11所示,该装置还包括:

[0161] 提取模块1030,用于提取所述样本图像的图像特征,其中,所述特征分解模型用于将所述图像特征进行降维处理,所述特征聚类模型用于对降维后的特征空间进行聚类;

[0162] 所述输入模块1020,还用于将所述图像特征输入所述特征分解模型,得到所述降

维特征空间；

[0163] 所述输入模块1020,还用于将所述降维特征空间对应的空间特征矩阵输入所述特征聚类模型,得到吸引子矩阵,所述吸引子矩阵用于表示所述样本图像的图像分割结果；

[0164] 确定模块1040,用于根据所述空间特征矩阵和所述吸引子矩阵之间的差异确定所述聚类损失值；

[0165] 调整模块1050,用于通过所述聚类损失值对所述特征分解模型的所述模型参数进行调整。

[0166] 在一个可选的实施例中,所述降维特征空间对应的所述空间特征矩阵和所述吸引子矩阵为 n 列的矩阵, n 为正整数；

[0167] 所述确定模块1040,还用于确定所述空间特征矩阵中第 i 列向量与所述吸引子矩阵中第 i 列吸引子之间的差值, $0 < i \leq n$;根据 n 个差值之和确定所述聚类损失值。

[0168] 在一个可选的实施例中,所述图像分割模型用于将图像以 k 个类别进行分割, k 为正整数,所述降维特征空间对应第一维长度 h 、第二维长度 w 和第三维长度 k , w 、 h 为正整数；

[0169] 所述确定模块1040,还用于根据所述降维特征空间的第一维长度 h 和第二维长度 w 之积确定所述空间特征矩阵的列数 n ;将所述第三维长度 k 确定为所述空间特征矩阵的行数 k ；

[0170] 所述输入模块1020,还用于将所述空间特征矩阵输入所述特征聚类模型。

[0171] 在一个可选的实施例中,所述样本图像为标注有图像分割结果的图像,所述降维特征空间中包括所述 k 个类别对应 k 个通道的自分割结果；

[0172] 所述确定模块1040,还用于根据所述 k 个通道的自分割结果和所述图像分割结果之间的差异确定语义损失值；

[0173] 所述调整模块1050,还用于通过所述语义损失值对所述特征分解模型的所述模型参数进行调整。

[0174] 在一个可选的实施例中,所述特征分解模型还输出得到语义基；

[0175] 所述确定模块1040,还用于确定所述 k 个通道的自分割结果与对应的语义基之间的乘积;根据 k 个所述乘积与所述图像分割结果之间的差异确定所述语义损失值。

[0176] 在一个可选的实施例中,所述确定模块1040,还用于确定所述语义基对应的第一矩阵与所述第一矩阵的转置矩阵的乘积矩阵;根据所述乘积矩阵与单位矩阵之差确定正交损失值；

[0177] 所述调整模块1050,还用于根据所述正交损失值对所述语义基进行调整。

[0178] 在一个可选的实施例中,所述确定模块1040,还用于根据所述 k 个通道的自分割结果确定每个通道的质心位置;根据每个通道的所述质心位置计算中心损失值；

[0179] 所述调整模块1050,还用于通过所述中心损失值对所述特征分解模型的所述模型参数进行调整。

[0180] 综上所述,本实施例提供的图像分割装置,通过对样本图像的图像特征进行分解后,将分解得到的降维特征空间进行聚类,并根据聚类结果计算聚类损失值,结合聚类损失值对特征分解模型进行参数调整,从而对特征分解模型所分解得到的降维特征空间进行优化,使特征分解模型分解得到的降维特征空间更利于聚类,提高了图像分割的准确性。

[0181] 图12是本申请一个示例性实施例提供的图像分割模型的训练装置的结构框图,如图12所示,以该装置应用于终端中为例进行说明,该装置包括:提取模块1210、输入模块1220、确定模块1230和调整模块1240;

[0182] 提取模块1210,用于提取样本图像的图像特征,所述样本图像为用于对所述图像分割模型进行训练的图像,所述图像分割模型中包括特征分解模型和特征聚类模型,其中,所述特征分解模型用于将所述图像特征进行降维处理,所述特征聚类模型用于对降维后的特征空间进行聚类;

[0183] 输入模块1220,用于将所述图像特征输入所述特征分解模型,得到降维特征空间;

[0184] 所述输入模块1220,还用于将所述降维特征空间对应的空间特征矩阵输入所述特征聚类模型,得到吸引子矩阵,所述吸引子矩阵用于表示所述样本图像的图像分割结果;

[0185] 确定模块1230,用于根据所述空间特征矩阵和所述吸引子矩阵之间的差异确定聚类损失值;

[0186] 调整模块1240,用于通过所述聚类损失值对所述特征分解模型的模型参数进行调整。

[0187] 综上所述,本实施例提供的图像分割模型的训练装置,通过对样本图像的图像特征进行分解后,将分解得到的降维特征空间进行聚类,并根据聚类结果计算聚类损失值,结合聚类损失值对特征分解模型进行参数调整,从而对特征分解模型所分解得到的降维特征空间进行优化,使特征分解模型分解得到的降维特征空间更利于聚类,提高了图像分割的准确性。

[0188] 需要说明的是:上述实施例提供的图像分割装置或图像分割模型的训练装置,仅以上述各功能模块的划分进行举例说明,实际应用中,可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能模块完成,即将设备的内部结构划分成不同的功能模块,以完成以上描述的全部或者部分功能。另外,上述实施例提供的图像分割装置或图像分割模型的训练装置与图像分割方法或图像分割模型的训练方法实施例属于同一构思,其具体实现过程详见方法实施例,这里不再赘述。

[0189] 图13示出了本发明一个示例性实施例提供的终端1300的结构框图。该终端1300可以是:智能手机、平板电脑、MP3播放器(Moving Picture Experts Group Audio Layer III,动态影像专家压缩标准音频层面3)、MP4(Moving Picture Experts Group Audio Layer IV,动态影像专家压缩标准音频层面4)播放器、笔记本电脑或台式电脑。终端1300还可能被称为用户设备、便携式终端、膝上型终端、台式终端等其他名称。

[0190] 通常,终端1300包括有:处理器1301和存储器1302。

[0191] 处理器1301可以包括一个或多个处理核心,比如4核心处理器、8核心处理器等。处理器1301可以采用DSP(Digital Signal Processing,数字信号处理)、FPGA(Field-Programmable Gate Array,现场可编程门阵列)、PLA(Programmable Logic Array,可编程逻辑阵列)中的至少一种硬件形式来实现。处理器1301也可以包括主处理器和协处理器,主处理器是用于对在唤醒状态下的数据进行处理的处理器,也称CPU(Central Processing Unit,中央处理器);协处理器是用于对在待机状态下的数据进行处理的低功耗处理器。在一些实施例中,处理器1301可以在集成有GPU(Graphics Processing Unit,图像处理器),GPU用于负责显示屏所需要显示的内容的渲染和绘制。一些实施例中,处理器1301还可以包

括AI(Artificial Intelligence,人工智能)处理器,该AI处理器用于处理有关机器学习的计算操作。

[0192] 存储器1302可以包括一个或多个计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质可以是非暂态的。存储器1302还可包括高速随机存取存储器,以及非易失性存储器,比如一个或多个磁盘存储设备、闪存存储设备。在一些实施例中,存储器1302中的非暂态的计算机可读存储介质用于存储至少一个指令,该至少一个指令用于被处理器1301所执行以实现本申请中方法实施例提供的图像分割方法或图像分割模型的训练方法。

[0193] 在一些实施例中,终端1300还可选包括有:外围设备接口1303和至少一个外围设备。处理器1301、存储器1302和外围设备接口1303之间可以通过总线或信号线相连。各个外围设备可以通过总线、信号线或电路板与外围设备接口1303相连。具体地,外围设备包括:射频电路1304、触摸显示屏1305、摄像头1306、音频电路1307、定位组件1308和电源1309中的至少一种。

[0194] 外围设备接口1303可被用于将I/O(Input/Output,输入/输出)相关的至少一个外围设备连接到处理器1301和存储器1302。在一些实施例中,处理器1301、存储器1302和外围设备接口1303被集成在同一芯片或电路板上;在一些其他实施例中,处理器1301、存储器1302和外围设备接口1303中的任意一个或两个可以在单独的芯片或电路板上实现,本实施例对此不加以限定。

[0195] 射频电路1304用于接收和发射RF(Radio Frequency,射频)信号,也称电磁信号。射频电路1304通过电磁信号与通信网络以及其他通信设备进行通信。射频电路1304将电信号转换为电磁信号进行发送,或者,将接收到的电磁信号转换为电信号。可选地,射频电路1304包括:天线系统、RF收发器、一个或多个放大器、调谐器、振荡器、数字信号处理器、编解码芯片组、用户身份模块卡等等。射频电路1304可以通过至少一种无线通信协议来与其它终端进行通信。该无线通信协议包括但不限于:万维网、城域网、内联网、各代移动通信网络(2G、3G、4G及5G)、无线局域网和/或WiFi(Wireless Fidelity,无线保真)网络。在一些实施例中,射频电路1304还可以包括NFC(Near Field Communication,近距离无线通信)有关的电路,本申请对此不加以限定。

[0196] 显示屏1305用于显示UI(UserInterface,用户界面)。该UI可以包括图形、文本、图标、视频及其它们的任意组合。当显示屏1305是触摸显示屏时,显示屏1305还具有采集在显示屏1305的表面或表面上方的触摸信号的能力。该触摸信号可以作为控制信号输入至处理器1301进行处理。此时,显示屏1305还可以用于提供虚拟按钮和/或虚拟键盘,也称软按钮和/或软键盘。在一些实施例中,显示屏1305可以为一个,设置终端1300的前面板;在另一些实施例中,显示屏1305可以为至少两个,分别设置在终端1300的不同表面或呈折叠设计;在再一些实施例中,显示屏1305可以是柔性显示屏,设置在终端1300的弯曲表面上或折叠面上。甚至,显示屏1305还可以设置成非矩形的不规则图形,也即异形屏。显示屏1305可以采用LCD(Liquid Crystal Display,液晶显示屏)、OLED(Organic Light-Emitting Diode,有机发光二极管)等材质制备。

[0197] 摄像头组件1306用于采集图像或视频。可选地,摄像头组件1306包括前置摄像头和后置摄像头。通常,前置摄像头设置在终端的前面板,后置摄像头设置在终端的背面。在一些实施例中,后置摄像头为至少两个,分别为主摄像头、景深摄像头、广角摄像头、长焦摄

像头中的任意一种,以实现主摄像头和景深摄像头融合实现背景虚化功能、主摄像头和广角摄像头融合实现全景拍摄以及VR(Virtual Reality,虚拟现实)拍摄功能或者其它融合拍摄功能。在一些实施例中,摄像头组件1306还可以包括闪光灯。闪光灯可以是单色温闪光灯,也可以是双色温闪光灯。双色温闪光灯是指暖光闪光灯和冷光闪光灯的组合,可以用于不同色温下的光线补偿。

[0198] 音频电路1307可以包括麦克风和扬声器。麦克风用于采集用户及环境的声波,并将声波转换为电信号输入至处理器1301进行处理,或者输入至射频电路1304以实现语音通信。出于立体声采集或降噪的目的,麦克风可以为多个,分别设置在终端1300的不同部位。麦克风还可以是阵列麦克风或全向采集型麦克风。扬声器则用于将来自处理器1301或射频电路1304的电信号转换为声波。扬声器可以是传统的薄膜扬声器,也可以是压电陶瓷扬声器。当扬声器是压电陶瓷扬声器时,不仅可以将电信号转换为人类可听见的声波,也可以将电信号转换为人类听不见的声波以进行测距等用途。在一些实施例中,音频电路1307还可以包括耳机插孔。

[0199] 定位组件1308用于定位终端1300的当前地理位置,以实现导航或LBS(Location Based Service,基于位置的服务)。定位组件1308可以是基于美国的GPS(Global Positioning System,全球定位系统)、中国的北斗系统或俄罗斯的伽利略系统的定位组件。

[0200] 电源1309用于为终端1300中的各个组件进行供电。电源1309可以是交流电、直流电、一次性电池或可充电电池。当电源1309包括可充电电池时,该可充电电池可以是有线充电电池或无线充电电池。有线充电电池是通过有线线路充电的电池,无线充电电池是通过无线线圈充电的电池。该可充电电池还可以用于支持快充技术。

[0201] 在一些实施例中,终端1300还包括有一个或多个传感器1310。该一个或多个传感器1310包括但不限于:加速度传感器1311、陀螺仪传感器1312、压力传感器1313、指纹传感器1314、光学传感器1315以及接近传感器1316。

[0202] 加速度传感器1311可以检测以终端1300建立的坐标系的三个坐标轴上的加速度大小。比如,加速度传感器1311可以用于检测重力加速度在三个坐标轴上的分量。处理器1301可以根据加速度传感器1311采集的重力加速度信号,控制触摸显示屏1305以横向视图或纵向视图进行用户界面的显示。加速度传感器1311还可以用于游戏或者用户的运动数据的采集。

[0203] 陀螺仪传感器1312可以检测终端1300的机体方向及转动角度,陀螺仪传感器1312可以与加速度传感器1311协同采集用户对终端1300的3D动作。处理器1301根据陀螺仪传感器1312采集的数据,可以实现如下功能:动作感应(比如根据用户的倾斜操作来改变UI)、拍摄时的图像稳定、游戏控制以及惯性导航。

[0204] 压力传感器1313可以设置在终端1300的侧边框和/或触摸显示屏1305的下层。当压力传感器1313设置在终端1300的侧边框时,可以检测用户对终端1300的握持信号,由处理器1301根据压力传感器1313采集的握持信号进行左右手识别或快捷操作。当压力传感器1313设置在触摸显示屏1305的下层时,由处理器1301根据用户对触摸显示屏1305的压力操作,实现对UI界面上的可操作性空间进行控制。可操作性空间包括按钮空间、滚动条空间、图标空间、菜单空间中的至少一种。

[0205] 指纹传感器1314用于采集用户的指纹,由处理器1301根据指纹传感器1314采集到的指纹识别用户的身份,或者,由指纹传感器1314根据采集到的指纹识别用户的身份。在识别出用户的身份为可信身份时,由处理器1301授权该用户执行相关的敏感操作,该敏感操作包括解锁屏幕、查看加密信息、下载软件、支付及更改设置等。指纹传感器1314可以被设置终端1300的正面、背面或侧面。当终端1300上设置有物理按键或厂商Logo时,指纹传感器1314可以与物理按键或厂商Logo集成在一起。

[0206] 光学传感器1315用于采集环境光强度。在一个实施例中,处理器1301可以根据光学传感器1315采集的环境光强度,控制触摸显示屏1305的显示亮度。具体地,当环境光强度较高时,调高触摸显示屏1305的显示亮度;当环境光强度较低时,调低触摸显示屏1305的显示亮度。在另一个实施例中,处理器1301还可以根据光学传感器1315采集的环境光强度,动态调整摄像头组件1306的拍摄参数。

[0207] 接近传感器1316,也称距离传感器,通常设置在终端1300的前面板。接近传感器1316用于采集用户与终端1300的正面之间的距离。在一个实施例中,当接近传感器1316检测到用户与终端1300的正面之间的距离逐渐变小时,由处理器1301控制触摸显示屏1305从亮屏状态切换为息屏状态;当接近传感器1316检测到用户与终端1300的正面之间的距离逐渐变大时,由处理器1301控制触摸显示屏1305从息屏状态切换为亮屏状态。

[0208] 本领域技术人员可以理解,图13中示出的结构并不构成对终端1300的限定,可以包括比图示更多或更少的组件,或者组合某些组件,或者采用不同的组件布置。

[0209] 可选地,该计算机可读存储介质可以包括:只读存储器(ROM,Read Only Memory)、随机存取记忆体(RAM,Random Access Memory)、固态硬盘(SSD,Solid State Drives)或光盘等。其中,随机存取记忆体可以包括电阻式随机存取记忆体(ReRAM,Resistance Random Access Memory)和动态随机存取存储器(DRAM,Dynamic Random Access Memory)。上述本申请实施例序号仅仅为了描述,不代表实施例的优劣。

[0210] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例的全部或部分步骤可以通过硬件来完成,也可以通过程序来指令相关的硬件完成,所述的程序可以存储于一种计算机可读存储介质中,上述提到的存储介质可以是只读存储器,磁盘或光盘等。

[0211] 以上所述仅为本申请的较佳实施例,并不用以限制本申请,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。

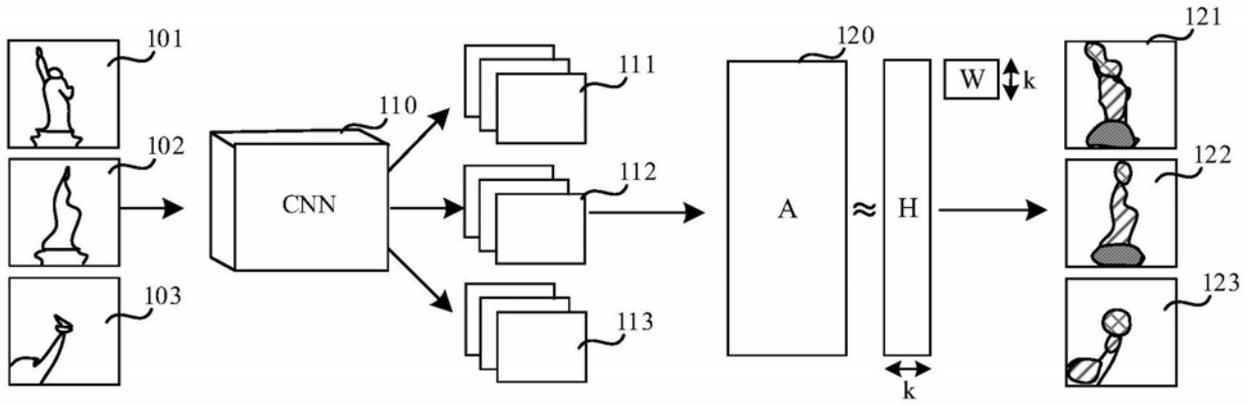


图1

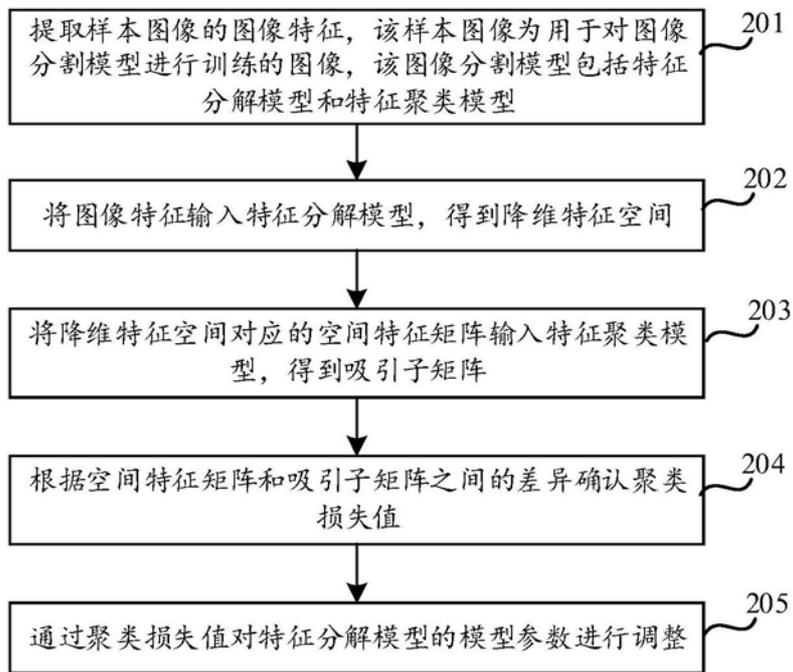


图2

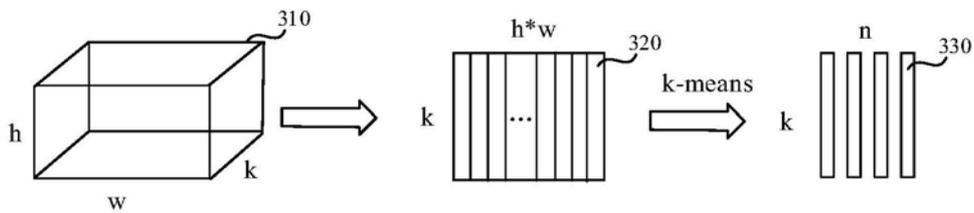


图3

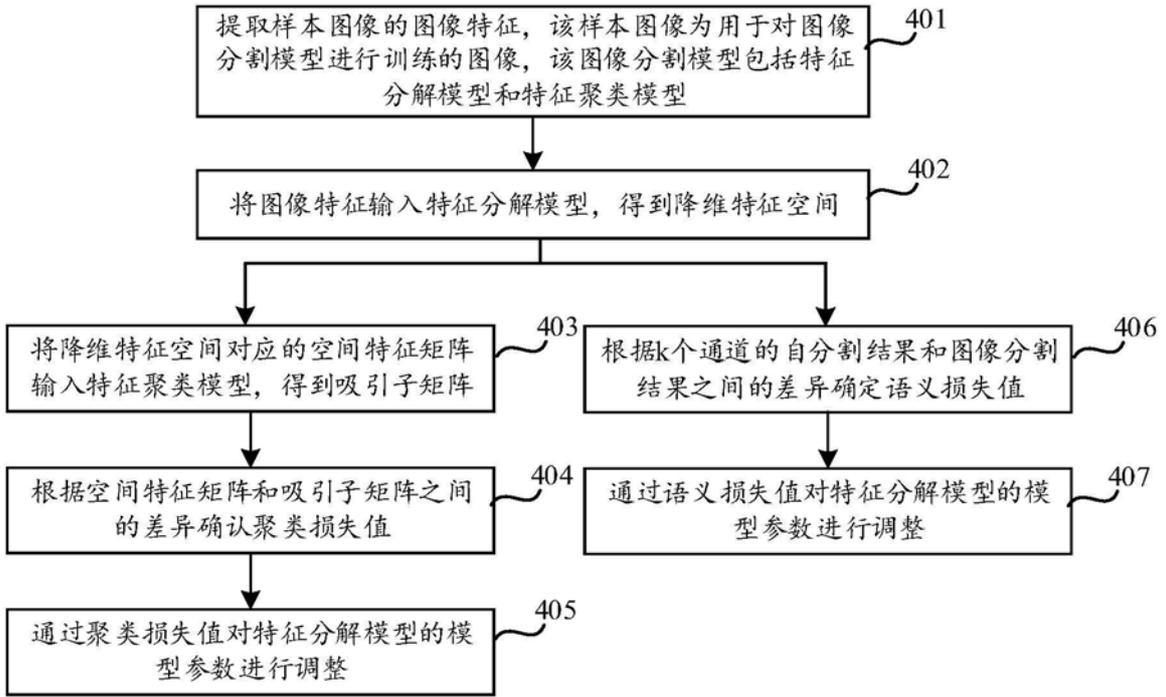


图4

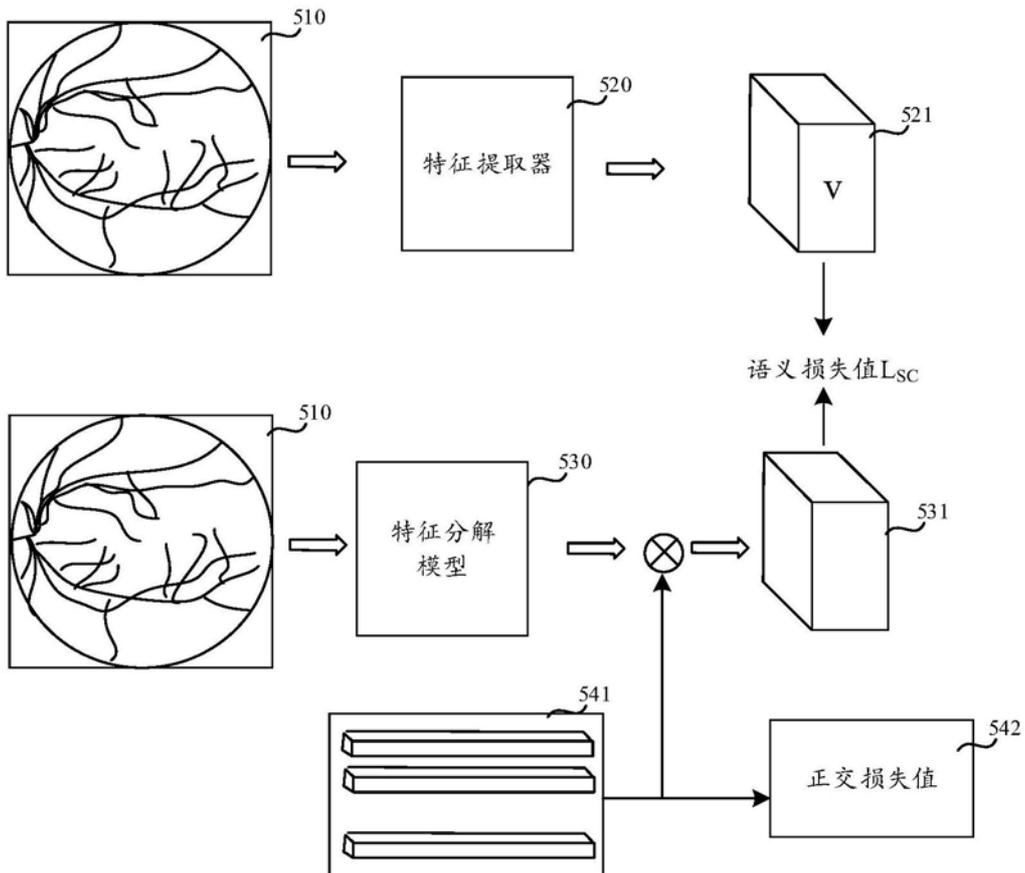


图5

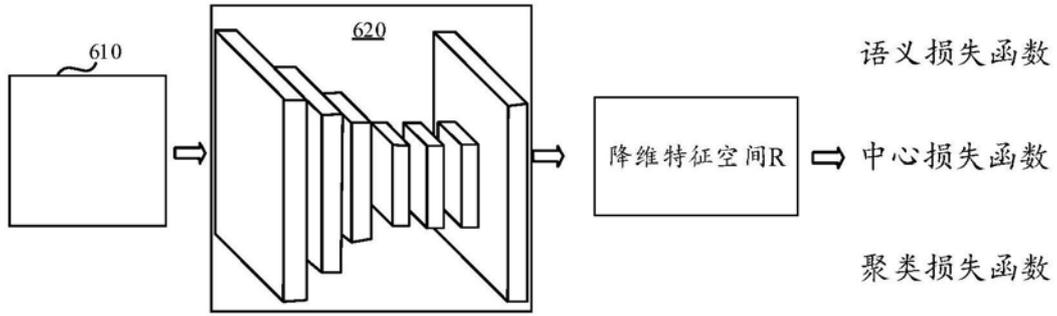


图6

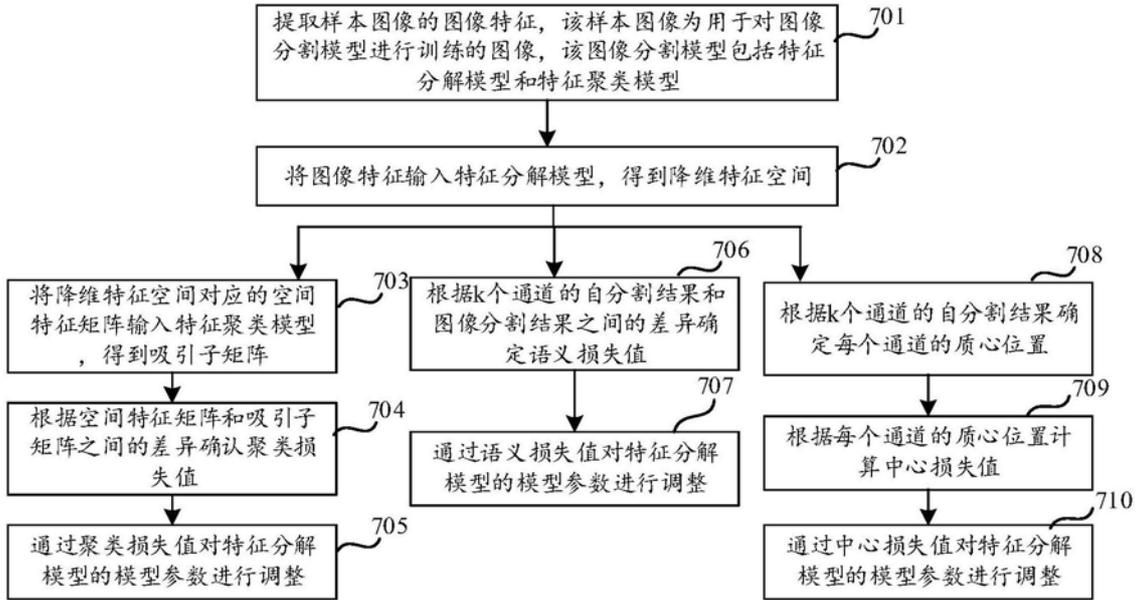


图7

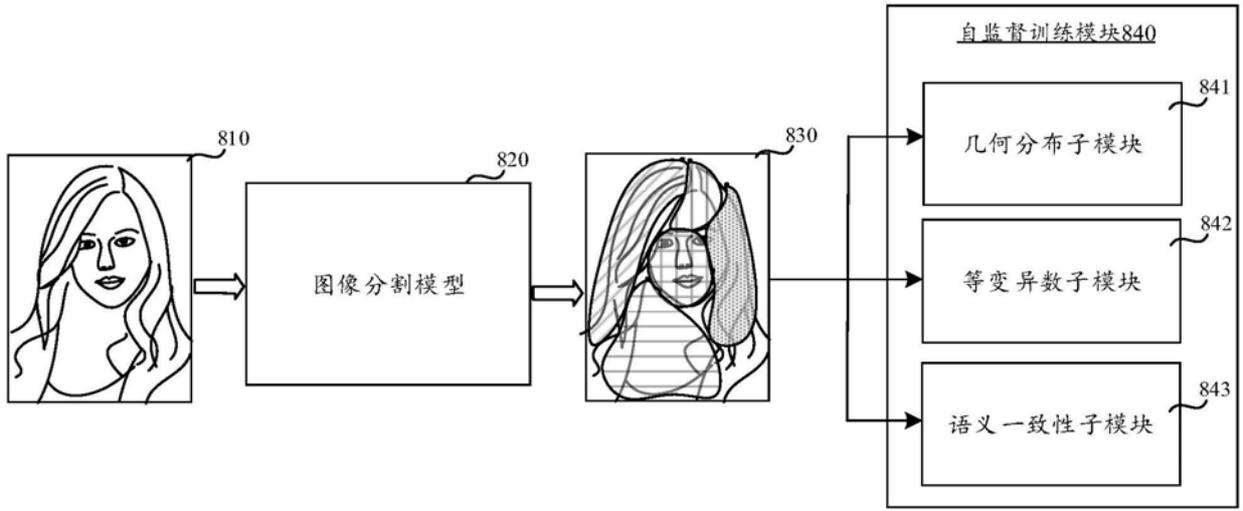


图8

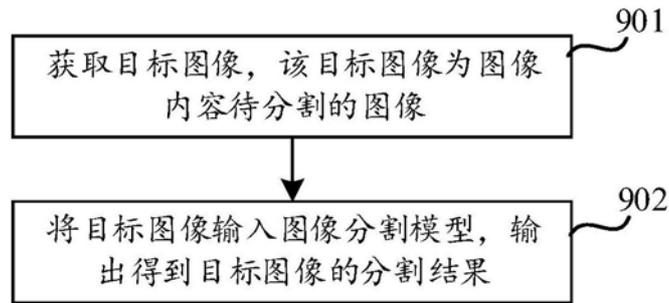


图9

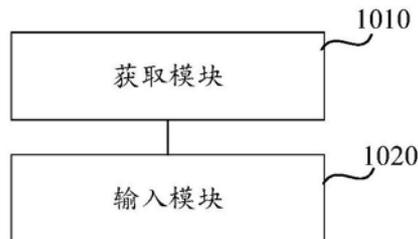


图10

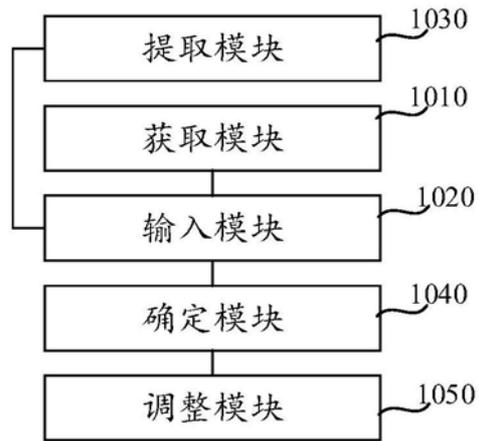


图11

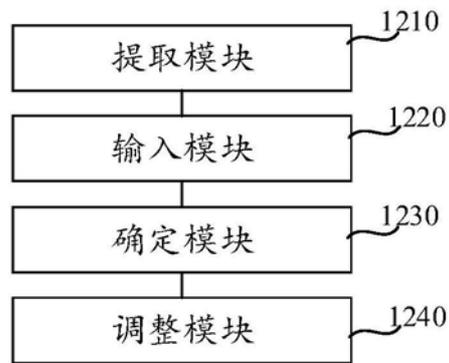


图12

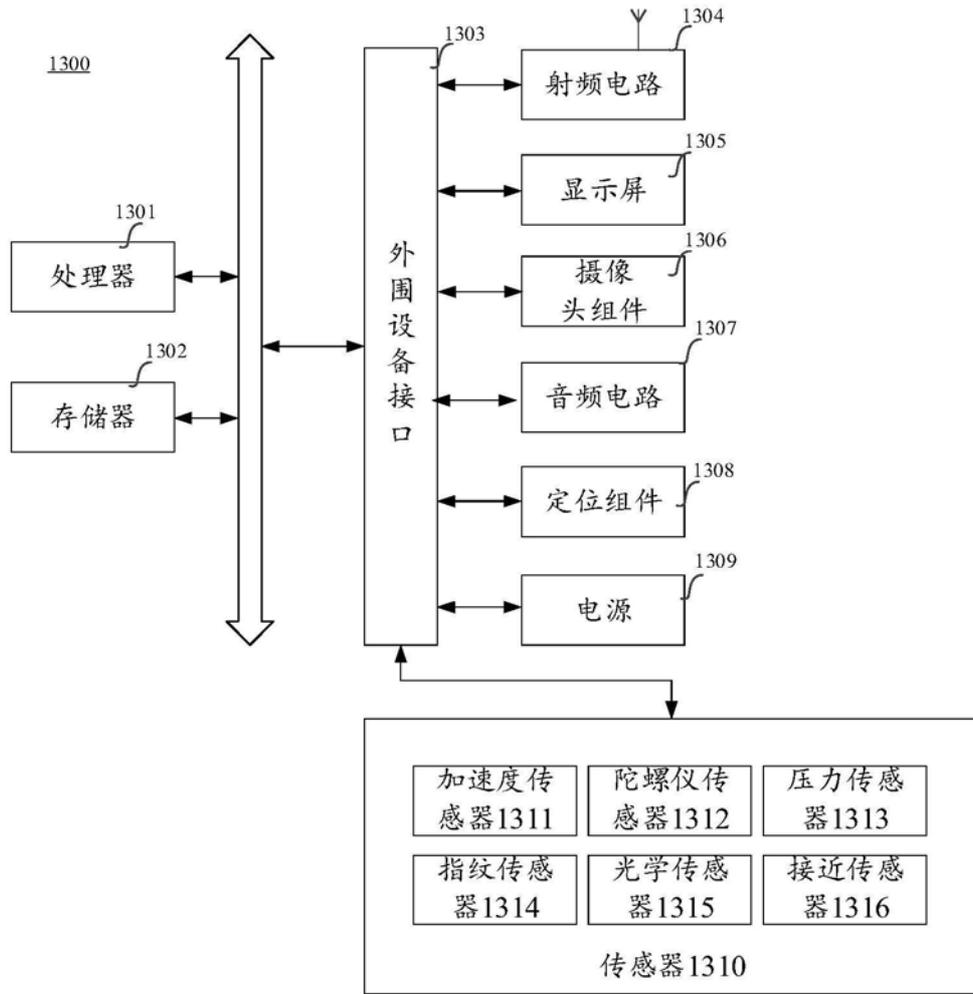


图13