



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 112598676 B

(45) 授权公告日 2022. 11. 22

(21) 申请号 202011595659.8

G06N 3/04 (2006.01)

(22) 申请日 2020.12.29

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 107784654 A, 2018.03.09

申请公布号 CN 112598676 A

CN 106709924 A, 2017.05.24

(43) 申请公布日 2021.04.02

WO 2019109524 A1, 2019.06.13

(73) 专利权人 北京市商汤科技开发有限公司

CN 108229478 A, 2018.06.29

地址 100080 北京市海淀区北四环西路58

WO 2020103893 A1, 2020.05.28

号11层1101-1117室

Hanzhe Hu等.Class-wise Dynamic Graph Convolution for Semantic Segmentation. 《arXiv》.2020,

(72) 发明人 胡含哲

罗会兰等.基于区域与深度残差网络的图像语义分割.《电子与信息学报》.2019,

(74) 专利代理机构 北京林达刘知识产权代理事务所(普通合伙) 11277

审查员 苏玉兰

专利代理师 刘新宇

(51) Int. Cl.

G06T 7/10 (2017.01)

G06N 3/08 (2006.01)

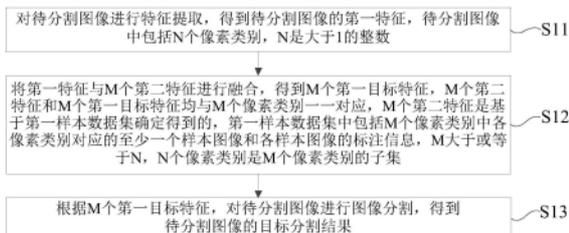
权利要求书3页 说明书16页 附图7页

(54) 发明名称

图像分割方法及装置、电子设备和存储介质

(57) 摘要

本公开涉及一种图像分割方法及装置、电子设备和存储介质,所述方法包括:对待分割图像进行特征提取,得到待分割图像的第一特征,待分割图像中包括N个像素类别,N是大于1的整数;将第一特征与M个第二特征进行融合,得到M个第一目标特征,M个第二特征和M个第一目标特征均与M个像素类别一一对应,M个第二特征是基于第一样本数据集确定得到的,第一样本数据集中包括M个像素类别中各像素类别对应的至少一个样本图像和各样本图像的标注信息,M大于或等于N,N个像素类别是M个像素类别的子集;根据M个第一目标特征,对待分割图像进行图像分割,得到待分割图像的目标分割结果。本公开实施例可实现对待分割图像中多个像素类别的快速分割。



1. 一种图像分割方法,其特征在于,包括:

对待分割图像进行特征提取,得到所述待分割图像的第一特征,所述待分割图像中包括N个像素类别,N是大于1的整数;

将所述第一特征与M个第二特征进行融合,得到M个第一目标特征,所述M个第二特征和所述M个第一目标特征均与M个像素类别一一对应,所述M个第二特征是基于第一样本数据集确定得到的,所述第一样本数据集中包括所述M个像素类别中各像素类别对应的至少一个样本图像和各样本图像的标注信息,M大于或等于N,所述N个像素类别是所述M个像素类别的子集;

根据所述M个第一目标特征,对所述待分割图像进行图像分割,得到所述待分割图像的目标分割结果。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述将所述第一特征与M个第二特征进行融合,得到M个第一目标特征,包括:

针对所述M个第二特征中的第i个第二特征,对所述第一特征与所述第i个第二特征执行特征乘法,得到第i个第三特征, $1 \leq i \leq M$;

对所述第一特征与所述第i个第二特征执行特征减法,得到第i个第四特征;

对所述第一特征、所述第i个第三特征以及所述第i个第四特征进行特征连接,得到所述M个第一目标特征中的第i个第一目标特征;

所述第i个第二特征、所述第i个第三特征、所述第i个第四特征以及所述第i个第一目标特征均为与所述M个像素类别中的第i个像素类别对应的特征。

3. 根据权利要求1或2所述的方法,其特征在于,所述根据所述M个第一目标特征,对所述待分割图像进行图像分割,得到所述待分割图像的目标分割结果,包括:

根据所述M个第一目标特征,对所述待分割图像进行逐类别预测,确定所述待分割图像对应的M个分割子结果,所述M个分割子结果与所述M个像素类别一一对应;

根据所述M个分割子结果,确定所述目标分割结果。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述根据所述M个第一目标特征,对所述待分割图像进行逐类别预测,确定所述待分割图像对应的M个分割子结果,包括:

将所述M个第一目标特征输入余弦分类器,基于所述余弦分类器和所述M个第一目标特征,对所述待分割图像进行逐类别预测,确定所述M个分割子结果。

5. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述根据所述M个第一目标特征,对所述待分割图像进行逐类别预测,确定所述待分割图像对应的M个分割子结果,包括:

针对所述M个第一目标特征中的第i个第一目标特征,根据所述第i个第一目标特征,确定所述待分割图像对应的所述M个分割子结果中的第i个分割子结果,所述第i个分割子结果中包括所述待分割图像中像素类别是所述M个像素类别中的第i个像素类别的像素点。

6. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述图像分割方法通过图像分割神经网络实现。

7. 根据权利要求6所述的方法,其特征在于,所述图像分割神经网络的训练样本包括第一待分割样本图像、所述第一待分割样本图像的分割标注信息,以及所述第一样本数据集,所述第一待分割样本图像中包括所述M个像素类别中的至少两个像素类别;

所述方法还包括:

通过所述图像分割神经网络对所述第一待分割样本图像进行特征提取,得到所述第一待分割样本图像的第五特征,以及通过所述图像分割神经网络对所述M个像素类别中各像素类别对应的目标样本图像进行特征提取,得到M个第六特征,所述M个第六特征与所述M个像素类别一一对应,各所述像素类别对应的目标样本图像为各所述像素类别对应的至少一个样本图像中的任意一个;

根据所述M个第六特征和所述M个像素类别中各像素类别对应的目标样本图像的标注信息,确定M个第七特征,以及将所述第五特征和所述M个第七特征进行融合,得到M个第二目标特征,所述M个第七特征和所述M个第二目标特征均与所述M个像素类别一一对应;

根据所述M个第二目标特征,对所述第一待分割样本图像进行图像分割,得到所述第一待分割样本图像的分割结果;

根据所述第一待分割样本图像的分割结果以及所述分割标注信息,确定分割损失;

根据所述分割损失,对所述图像分割神经网络进行训练,得到训练后的图像分割神经网络。

8. 根据权利要求7所述的方法,其特征在于,所述M个像素类别中各像素类别对应的目标样本图像的标注信息为掩膜;

所述根据所述M个第六特征和所述M个像素类别中各像素类别对应的目标样本图像的标注信息,确定M个第七特征,包括:

针对所述M个第六特征中的第i个第六特征,根据所述第i个第六特征以及所述M个像素类别中的第i个像素类别对应的目标样本图像的掩膜,执行掩膜平均池化操作,得到所述M个第七特征中的第i个第七特征,所述第i个第六特征和所述第i个第七特征均为与所述M个像素类别中的第i个像素类别对应的特征。

9. 根据权利要求7或8所述的方法,其特征在于,在根据所述第一待分割样本图像、所述第一待分割样本图像的分割标注信息,以及所述第一样本数据集对所述图像分割神经网络进行训练之前,所述方法还包括:

根据第二待分割样本图像、所述第二待分割样本图像的分割标注信息,以及第二样本数据集,对所述图像分割神经网络进行预训练,所述第二样本数据集中包括P个像素类别中各像素类别对应的多个样本图像和各样本图像的标注信息,所述M个像素类别是所述P个像素类别以外的新像素类别,所述第二待分割样本图像中包括所述P个像素类别中的至少两个像素类别。

10. 根据权利要求7或8所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:

根据所述第一样本数据集和所述训练后的图像分割神经网络,确定所述M个第二特征。

11. 根据权利要求10所述的方法,其特征在于,所述M个像素类别中各像素类别对应的样本图像的标注信息为掩膜;

所述根据所述第一样本数据集和所述训练后的图像分割神经网络,确定所述M个第二特征,包括:

通过所述训练后的图像分割神经网络对所述M个像素类别中各像素类别对应的样本图像进行特征提取,得到M个第八特征;

针对所述M个第八特征中的第i个第八特征,根据所述第i个第八特征以及M个像素类别中第i个像素类别对应的样本图像的掩膜,执行掩膜平均池化操作,得到所述M个第二特征

中的第i个第二特征；

所述第i个第八特征和所述第i个第二特征均为所述M个像素类别中的第i个像素类别对应的特征。

12. 一种图像分割装置,其特征在于,包括:

特征提取模块,用于对待分割图像进行特征提取,得到所述待分割图像的第一特征,所述待分割图像中包括N个像素类别,N是大于1的整数;

特征融合模块,用于将所述第一特征与M个第二特征进行融合,得到M个第一目标特征,所述M个第二特征和所述M个第一目标特征均与M个像素类别一一对应,所述M个第二特征是基于第一样本数据集确定得到的,所述第一样本数据集中包括所述M个像素类别中各像素类别对应的至少一个样本图像和各样本图像对应的标注信息,M大于或等于N,所述N个像素类别是所述M个像素类别的子集;

图像分割模块,用于根据所述M个第一目标特征,对所述待分割图像进行图像分割,得到所述待分割图像的目标分割结果。

13. 一种电子设备,其特征在于,包括:

处理器;

用于存储处理器可执行指令的存储器;

其中,所述处理器被配置为调用所述存储器存储的指令,以执行权利要求1至11中任意一项所述的方法。

14. 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序指令,其特征在于,所述计算机程序指令被处理器执行时实现权利要求1至11中任意一项所述的方法。

图像分割方法及装置、电子设备和存储介质

技术领域

[0001] 本公开涉及计算机技术领域,尤其涉及一种图像分割方法及装置、电子设备和存储介质。

背景技术

[0002] 图像语义分割是计算机视觉中的基本任务之一,其在很多领域都有重要应用,例如,自动驾驶,场景理解等。用于进行图像语义分割的神经网络的训练过程需要像素级的标注样本,获得如此精细的标注样本是十分不易的,并且很多类别的样本的获得十分困难。此外,一张待分割图像中可能包含多个像素类别。因此,在实际应用中,如何利用少样本实现多类别的图像分割是亟需解决的问题。

发明内容

[0003] 本公开提出了一种图像分割方法及装置、电子设备和存储介质的技术方案。

[0004] 根据本公开的一方面,提供了一种图像分割方法,包括:对待分割图像进行特征提取,得到所述待分割图像的第一特征,所述待分割图像中包括N个像素类别,N是大于1的整数;将所述第一特征与M个第二特征进行融合,得到M个第一目标特征,所述M个第二特征和所述M个第一目标特征均与M个像素类别一一对应,所述M个第二特征是基于第一样本数据集确定得到的,所述第一样本数据集中包括所述M个像素类别中各像素类别对应的至少一个样本图像和各样本图像对应的标注信息,M大于或等于N,所述N个像素类别是所述M个像素类别的子集;根据所述M个第一目标特征,对所述待分割图像进行图像分割,得到所述待分割图像的目标分割结果。

[0005] 在一种可能的实现方式中,所述将所述第一特征与M个第二特征进行融合,得到M个第一目标特征,包括:针对所述M个第二特征中的第i个第二特征,对所述第一特征与所述第i个第二特征执行特征乘法,得到第i个第三特征, $1 \leq i \leq M$;对所述第一特征与所述第i个第二特征执行特征减法,得到第i个第四特征;对所述第一特征、所述第i个第三特征以及所述第i个第四特征进行特征连接,得到所述M个第一目标特征中的第i个第一目标特征;所述第i个第二特征、所述第i个第三特征、所述第i个第四特征以及所述第i个第一目标特征均为与所述M个像素类别中的第i个像素类别对应的特征。

[0006] 在一种可能的实现方式中,所述根据所述M个第一目标特征,对所述待分割图像进行图像分割,得到所述待分割图像的目标分割结果,包括:根据所述M个第一目标特征,对所述待分割图像进行逐类别预测,确定所述待分割图像对应的M个分割子结果,所述M个分割子结果与所述M个像素类别一一对应;根据所述M个分割子结果,确定所述目标分割结果。

[0007] 在一种可能的实现方式中,所述根据所述M个第一目标特征,对所述待分割图像进行逐类别预测,确定所述待分割图像对应的M个分割子结果,包括:将所述M个第一目标特征输入余弦分类器,基于所述余弦分类器和所述M个第一目标特征,对所述待分割图像进行逐类别预测,确定所述M个分割子结果。

[0008] 在一种可能的实现方式中,所述根据所述M个第一目标特征,对所述待分割图像进行逐类别预测,确定所述待分割图像对应的M个分割子结果,包括:针对所述M个第一目标特征中的第i个第一目标特征,根据所述第i个第一目标特征,确定所述待分割图像对应的所述M个分割子结果中的第i个分割子结果,所述第i个分割子结果中包括所述待分割图像中像素类别是所述M个像素类别中的第i个像素类别的像素点。

[0009] 在一种可能的实现方式中,所述图像分割方法通过图像分割神经网络实现。

[0010] 在一种可能的实现方式中,所述图像分割神经网络的训练样本包括第一待分割样本图像、所述第一待分割样本图像的分割标注信息,以及所述第一样本数据集,所述第一待分割样本图像中包括所述M个像素类别中的至少两个像素类别;所述方法还包括:通过所述图像分割神经网络对所述第一待分割样本图像进行特征提取,得到所述第一待分割样本图像的第五特征,以及通过所述图像分割神经网络对所述M个像素类别中各像素类别对应的目标样本图像进行特征提取,得到M个第六特征,所述M个第六特征与所述M个像素类别一一对应,各所述像素类别对应的目标样本图像为各所述像素类别对应的至少一个样本图像中的任意一个;根据所述M个第六特征和所述M个像素类别中各像素类别对应的目标样本图像的标注信息,确定M个第七特征,以及将所述第五特征与所述M个第七特征进行融合,得到M个第二目标特征,所述M个第七特征和所述M个第二目标特征均与所述M个像素类别一一对应;根据所述M个第二目标特征,对所述第一待分割样本图像进行图像分割,得到所述第一待分割样本图像的分割结果;根据所述第一待分割样本图像的分割结果以及所述分割标注信息,确定分割损失;根据所述分割损失,对所述图像分割神经网络进行训练,得到训练后的图像分割神经网络。

[0011] 在一种可能的实现方式中,所述M个像素类别中各像素类别对应的目标样本图像的标注信息为掩膜;所述根据所述M个第六特征和所述M个像素类别中各像素类别对应的目标样本图像的标注信息,确定M个第七特征,包括:针对所述M个第六特征中的第i个第六特征,根据所述第i个第六特征以及所述M个像素类别中的第i个像素类别对应的目标样本图像的掩膜,执行掩膜平均池化操作,得到所述M个第七特征中的第i个第七特征,所述第i个第六特征和所述第i个第七特征均为与所述M个像素类别中的第i个像素类别对应的特征。

[0012] 在一种可能的实现方式中,在根据所述第一待分割样本图像、所述第一待分割样本图像的分割标注信息,以及所述第一样本数据集对所述图像分割神经网络进行训练之前,所述方法还包括:根据第二待分割样本图像、所述第二待分割样本图像的分割标注信息,以及第二样本数据集,对所述图像分割神经网络进行预训练,所述第二样本数据集中包括P个像素类别中各像素类别对应的多个样本图像和各样本图像对应的标注信息,所述M个像素类别是所述P个像素类别以外的新像素类别,所述第二待分割样本图像中包括所述P个像素类别中的至少两个像素类别。

[0013] 在一种可能的实现方式中,所述方法还包括:根据所述第一样本数据集和所述训练后的图像分割神经网络,确定所述M个第二特征。

[0014] 在一种可能的实现方式中,所述M个像素类别中各像素类别对应的样本图像的标注信息为掩膜;所述根据所述第一样本数据集和所述训练后的图像分割神经网络,确定所述M个第二特征,包括:通过所述训练后的图像分割神经网络对所述M个像素类别中各像素类别对应的样本图像进行特征提取,得到M个第八特征;针对所述M个第八特征中的第i个第

八特征,根据所述第*i*个第八特征以及M个像素类别中第*i*个像素类别对应的样本图像的掩膜,执行掩膜平均池化操作,得到所述M个第二特征中的第*i*个第二特征;所述第*i*个第八特征和所述第*i*个第二特征均为所述M个像素类别中的第*i*个像素类别对应的特征。

[0015] 根据本公开的一方面,提供了一种图像分割装置,包括:特征提取模块,用于对待分割图像进行特征提取,得到所述待分割图像的第一特征,所述待分割图像中包括N个像素类别,N是大于1的整数;特征融合模块,用于将所述第一特征与M个第二特征进行融合,得到M个第一目标特征,所述M个第二特征和所述M个第一目标特征均与M个像素类别一一对应,所述M个第二特征是基于第一样本数据集确定得到的,所述第一样本数据集中包括所述M个像素类别中各像素类别对应的至少一个样本图像和各样本图像对应的标注信息,M大于或等于N,所述N个像素类别是所述M个像素类别的子集;图像分割模块,用于根据所述M个第一目标特征,对所述待分割图像进行图像分割,得到所述待分割图像的目标分割结果。

[0016] 根据本公开的一方面,提供了一种电子设备,包括:处理器;用于存储处理器可执行指令的存储器;其中,所述处理器被配置为调用所述存储器存储的指令,以执行上述方法。

[0017] 根据本公开的一方面,提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序指令,所述计算机程序指令被处理器执行时实现上述方法。

[0018] 在本公开实施例中,通过对包括N个像素类别的待分割图像进行特征提取,得到待分割图像的第一特征,将第一特征与基于M个像素类别的第一样本数据集确定得到的M个第二特征进行融合,得到M个第一目标特征,由于M个第二特征可以用于体现M个像素类别的类别特征,且N个像素类别是M个像素类别的子集,因此,根据待分割图像的第一特征与M个第二特征融合得到的M个第一目标特征,对待分割图像进行图像分割,可以快速准确分割得到待分割图像的目标分割结果,从而实现了对待分割图像中多个像素类别的快速分割。

[0019] 应当理解的是,以上的一般描述和后文的细节描述仅是示例性和解释性的,而非限制本公开。根据下面参考附图对示例性实施例的详细说明,本公开的其它特征及方面将变得清楚。

附图说明

[0020] 此处的附图被并入说明书中并构成本说明书的一部分,这些附图示出了符合本公开的实施例,并与说明书一起用于说明本公开的技术方案。

[0021] 图1示出根据本公开实施例的一种图像分割方法的流程图;

[0022] 图2示出根据本公开实施例的一种图像分割神经网络的示意图;

[0023] 图3示出根据本公开实施例的一种逐类别预测的示意图;

[0024] 图4示出根据本公开实施例的一种对图像分割神经网络进行训练的示意图;

[0025] 图5示出根据本公开实施例的一种两阶段训练图像分割神经网络的示意图;

[0026] 图6示出根据本公开实施例的一种图像分割装置的框图;

[0027] 图7示出根据本公开实施例的一种电子设备的框图;

[0028] 图8示出根据本公开实施例的一种电子设备的框图。

具体实施方式

[0029] 以下将参考附图详细说明本公开的各种示例性实施例、特征和方面。附图中相同的附图标记表示功能相同或相似的元件。尽管在附图中示出了实施例的各种方面，但是除非特别指出，不必按比例绘制附图。

[0030] 在这里专用的词“示例性”意为“用作例子、实施例或说明性”。这里作为“示例性”所说明的任何实施例不必解释为优于或好于其它实施例。

[0031] 本文中术语“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，本文中术语“至少一种”表示多种中的任意一种或多种中的至少两种的任意组合，例如，包括A、B、C中的至少一种，可以表示包括从A、B和C构成的集合中选择的任意一个或多个元素。

[0032] 另外，为了更好地说明本公开，在下文的具体实施方式中给出了众多的具体细节。本领域技术人员应当理解，没有某些具体细节，本公开同样可以实施。在一些实例中，对于本领域技术人员熟知的方法、手段、元件和电路未作详细描述，以便于凸显本公开的主旨。

[0033] 图像语义分割是计算机视觉领域中一项重要的研究内容，其目标是将图像分割成具有不同语义信息的区域，并且标注每个区域相应的语义标签，例如通过对一幅图像进行图像语义分割后可为图像中的物体添加语义标签（例如，猫、桌子、椅子、墙壁等），可应用于例如无人驾驶、场景理解等领域。当前，图像语义分割的主流方法是深度卷积神经网络（Convolutional Neural Networks, CNNs），CNNs基于大量具有像素级的标注信息的样本图像（标注了样本图像中各像素对应的像素类别，不同像素类别具有不同的语义信息，例如，像素类别包括猫、桌子、椅子、墙壁等）进行学习，学习样本图像中各像素类别的语义特征表示，进而可以利用学习后得到的CNNs对任意大小的输入待分割图像输出像素级的图像分割结果。但是，实际应用中，获得具有像素级的标注信息的样本图像是十分不易的，并且很多像素类别的样本图像的获得十分困难，即实际应用中大部分图像分割为少样本语义分割场景。此外，一张待分割图像中可能包含具有不同语义信息的多个像素类别需要进行分割。根据本公开实施例的图像分割方法可以应用于少样本语义分割场景，且可以实现对包含具有不同语义信息的多个像素类别的待分割图像的多类别分割。

[0034] 下面对本公开实施例的图像分割方法进行详细说明。

[0035] 图1示出根据本公开实施例的一种图像分割方法的流程图。该图像分割方法可以由终端设备或服务器等电子设备执行，终端设备可以为用户设备（User Equipment, UE）、移动设备、用户终端、终端、蜂窝电话、无绳电话、个人数字助理（Personal Digital Assistant, PDA）、手持设备、计算设备、车载设备、可穿戴设备等，该图像分割方法可以通过处理器调用存储器中存储的计算机可读指令的方式来实现。或者，可通过服务器执行该图像分割方法。如图1所示，该图像分割方法可以包括：

[0036] 在步骤S11中，对待分割图像进行特征提取，得到待分割图像的第一特征，待分割图像中包括N个像素类别，N是大于1的整数。

[0037] 在步骤S12中，将第一特征与M个第二特征进行融合，得到M个第一目标特征，M个第二特征和M个第一目标特征均与M个像素类别一一对应，M个第二特征是基于第一样本数据集确定得到的，第一样本数据集中包括M个像素类别中各像素类别对应的至少一个样本图像和各样本图像的标注信息，M大于或等于N，N个像素类别是M个像素类别的子集。

[0038] 在步骤S13中,根据M个第一目标特征,对待分割图像进行图像分割,得到待分割图像的目标分割结果。

[0039] 在本公开实施例中,通过对包括N个像素类别的待分割图像进行特征提取,得到待分割图像的第一特征,将第一特征与基于M个像素类别的第一样本数据集确定得到的M个第二特征进行融合,得到M个第一目标特征,由于M个第二特征可以用于体现M个像素类别的类别特征,且N个像素类别是M个像素类别的子集,因此,根据待分割图像的第一特征与M个第二特征融合得到的M个第一目标特征,对待分割图像进行图像分割,可以快速准确分割得到待分割图像的目标分割结果,从而实现了对待分割图像中多个像素类别的快速分割。

[0040] 例如,在自动驾驶领域,获取自动驾驶车辆拍摄得到的前方道路对应的路况图像,该路况图像中可能包括道路、其它车辆、行人等多个像素类别,采用本公开实施例的图像分割方法对路况图像进行图像分割,得到多个像素类别的分割结果,使得可以根据分割结果对当前路况进行分析,从而作出驾驶决策。

[0041] 在一种可能的实现方式中,图像分割方法通过图像分割神经网络实现。

[0042] 利用图像分割神经网络,可以实现对待分割图像中多个像素类别的快速分割。

[0043] 图2示出根据本公开实施例的一种图像分割神经网络的示意图。如图2所示,图像分割神经网络中包括特征提取器、分割模块、类别敏感重塑模块和余弦分类器。

[0044] 如图2所示,利用图像分割神经网络中的特征提取器对待分割图像进行特征提取,得到待分割图像的第九特征;待分割图像的第九特征经过图像分割神经网络中的分割模块之后,得到待分割图像的第一特征。

[0045] 在一种可能的实现方式中,将第一特征与M个第二特征进行融合,得到M个第一目标特征,包括:针对M个第二特征中的第i个第二特征,对第一特征与第i个第二特征执行特征乘法,得到第i个第三特征, $1 \leq i \leq M$;对第一特征与第i个第二特征执行特征减法,得到第i个第四特征;对第一特征、第i个第三特征以及第i个第四特征进行特征连接,得到M个第一目标特征中的第i个第一目标特征;第i个第二特征、第i个第三特征、第i个第四特征以及第i个第一目标特征均为与M个像素类别中的第i个像素类别对应的特征。

[0046] 由于在对待分割图像进行图像分割的过程中,引入了M个像素类别对应的M个第二特征,为了避免M个第二特征带来的噪声影响,采用多特征聚合方法,对待分割图像的第一特征、待分割图像的第一特征与第i个第二特征执行特征乘法得到的第i个第三特征,以及待分割图像的第一特征与第i个第二特征执行特征减法得到的第i个第四特征进行特征连接,从而得到能够提高分割预测准确性的M个第一目标特征中对应第i个像素类别的第i个第一目标特征。

[0047] 仍以图2为例,如图2所示,图像分割神经网络中的类别敏感重塑模块执行上述多特征融合方法,对待分割图像的第一特征与M个第二特征分别执行特征乘法,得到M个第三特征,对待分割图像的第一特征与M个第二特征分别执行特征减法,得到M个第四特征,对第一特征、M个第三特征以及M个第四特征进行特征连接,从而得到M个第一目标特征。

[0048] 例如,待分割图像的第一特征为F,M个第二特征中的第i个第二特征为 ω_i ,则可以通过下述公式(1)确定M个第一目标特征中的第i个第一目标特征 F_i :

$$[0049] \quad F_i = \text{concat}[F \otimes \omega_i, F - \omega_i, F] \quad (1)。$$

[0050] 在一种可能的实现方式中,根据M个第一目标特征,对待分割图像进行图像分割,

得到待分割图像的目标分割结果,包括:根据M个第一目标特征,对待分割图像进行逐类别预测,确定待分割图像对应的M个分割子结果,M个分割子结果与M个像素类别一一对应;根据M个分割子结果,确定目标分割结果。

[0051] 由于M个第一目标特征结合了M个像素类别的类别特征以及待分割图像的第一特征,因此,根据M个第一目标特征对待分割图像进行逐类别预测,可以得到与M个像素类别一一对应的M个分割子结果,从而通过组合M个分割子结果,可以得到待分割图像的目标分割结果。

[0052] 例如,在自动驾驶领域,获取自动驾驶车辆拍摄得到的前方道路对应的路况图像,该路况图像中可能包括道路、其它车辆、行人等多个像素类别,路况图像中包括的像素类别是M个像素类别的子集。采用本公开实施例的图像分割方法,对路况图像进行特征提取得到第一特征,进而将第一特征与M个第二特征进行融合得到M个第一目标特征,根据M个第一目标特征对路况图像进行逐类别预测,可以得到M个分割子结果(对应道路像素类别的分割子结果、对应其它车辆像素类别的分割子结果、对应行人像素类别的分割子结果等),通过组合M个分割子结果,得到路况图像的分割结果,进而可以根据分割结果对当前路况进行分析,从而作出驾驶决策。

[0053] 在一种可能的实现方式中,根据M个第一目标特征,对待分割图像进行逐类别预测,确定待分割图像对应的M个分割子结果,包括:将M个第一目标特征输入余弦分类器,基于余弦分类器和M个第一目标特征,对待分割图像进行逐类别预测,确定M个分割子结果。

[0054] 由于余弦分类器可以减少类别内部的差异,实现更好地分类性能,因此,利用余弦分类器和M个第一目标特征对待分割图像进行逐类别预测,可以有效得到待分割图像对应的M个分割子结果,进而得到待分割图像的目标分割结果。

[0055] 仍以上述图2为例,如图2所示,将M个第一目标特征输入图像分割神经网络中的同一个余弦分类器,进而余弦分类器可以输出待分割图像的目标分割结果。

[0056] 在一种可能的实现方式中,根据M个第一目标特征,对待分割图像进行逐类别预测,确定待分割图像对应的M个分割子结果,包括:针对M个第一目标特征中的第i个第一目标特征,根据第i个第一目标特征,确定待分割图像对应的M个分割子结果中的第i个分割子结果,第i个分割子结果中包括待分割图像中像素类别是M个像素类别中的第i个像素类别的像素点。

[0057] 由于第i个第一目标特征主要用于对M个像素类别中的第i个像素类别进行图像分割,因此,根据第i个第一目标特征,可以有效对待分割图像中像素类别为第i个像素类别的像素点进行图像分割,得到待分割图像对应的M个分割子结果中的第i个分割子结果。

[0058] 图3示出根据本公开实施例的一种逐类别预测的示意图。如图3所示,针对M个第一目标特征中的第i个第一目标特征,第i个第一目标特征经过图像神经网络中的余弦分类器之后,余弦分类器可以输出第i个第一目标特征对应的M个分割结果,各分割结果中包括待分割图像中像素类别是M个像素类别中各像素类别的像素点。

[0059] 例如, $M=3, i=1$ 时,存在3个像素类别以及与之一一对应的3个第一目标特征,针对3个第一目标特征中的第1个第一目标特征(对应3个像素类别中的第1个像素类别),第1个第一目标特征经过图像分割神经网络中的余弦分类器之后,余弦分类器输出第1个第一目标特征对应的3个分割结果:第1个分割结果中包括待分割图像像素类别是第1个像素类

别的像素点;第2个分割结果中包括待分割图像中像素类别是第2个像素类别的像素点;第3个分割结果中包括待分割图像中像素类别是第3个像素类别的像素点。由于第1个第一目标特征主要用于对第1个像素类别进行图像分割,因此,仅提取第1个第一目标特征对应的3个分割结果中的第1个分割结果,用于确定为待分割图像对应的第1个分割子结果。

[0060] 例如, $M=3$ 时,存在3个像素类别以及与之——对应的3个第一目标特征,可以根据第1个第一目标特征(对应3个像素类别中的第1个像素类别)确定包括待分割图像中像素类别是第1个像素类别的像素点的第1个分割子结果,根据第2个第一目标特征(对应3个像素类别中的第2个像素类别)确定包括待分割图像中像素类别是第2个像素类别的像素点的第2个分割子结果,以及根据第3个第一目标特征(对应3个像素类别中的第3个像素类别)确定包括待分割图像中像素类别是第3个像素类别的像素点的第3个分割子结果,最终根据第1个分割子结果、第2个分割子结果以及第3个分割子结果,得到待分割样本图像的目标分割结果。

[0061] 在利用图像分割神经网络对待分割图像中多个像素类别进行快速分割之前,还需要对图像分割神经网络进行训练。对图像分割神经网络进行训练,即对图像分割神经网络中的特征提取器、分割模块、类别敏感重塑模块和余弦分类器均进行训练。

[0062] 下面对图像分割神经网络的训练过程进行详细说明。

[0063] 在一种可能的实现方式中,图像分割神经网络的训练样本包括第一待分割样本图像、第一待分割样本图像的分割标注信息,以及第一样本数据集,第一待分割样本图像中包括 M 个像素类别中的至少两个像素类别;该图像分割方法还包括:通过图像分割神经网络对第一待分割样本图像进行特征提取,得到第一待分割样本图像的第一特征,以及通过图像分割神经网络对 M 个像素类别中各像素类别对应的目标样本图像进行特征提取,得到 M 个第二特征, M 个第二特征与 M 个像素类别——对应,各像素类别对应的目标样本图像为各像素类别对应的至少一个样本图像中的任意一个;根据 M 个第二特征和 M 个像素类别中各像素类别对应的目标样本图像的标注信息,确定 M 个第三特征,以及将第一特征和 M 个第三特征进行融合,得到 M 个第四特征, M 个第三特征和 M 个第四特征均与 M 个像素类别——对应;根据 M 个第四特征,对第一待分割样本图像进行图像分割,得到第一待分割样本图像的分割结果;根据第一待分割样本图像的分割结果以及分割标注信息,确定分割损失;根据分割损失,对图像分割神经网络进行训练,得到训练后的图像分割神经网络。

[0064] 利用包括 M 个像素类别中各像素类别对应的至少一个样本图像和各样本图像的标注信息的第一样本数据集、包括 M 个像素类别中的至少两个像素类别的第一待分割样本图像以及第一待分割样本图像的分割标注信息,训练图像分割神经网络对至少两个像素类别进行快速分割,从而使得训练后的图像分割神经网络可以快速准确分割得到包括 M 个像素类别中至少两个像素类别的待分割图像的目标分割结果,从而实现至少两个像素类别的快速分割。

[0065] 图4示出根据本公开实施例的一种对图像分割神经网络进行训练的示意图。如图4所示,将第一待分割样本图像、 M 个像素类别中各像素类别对应的目标样本图像,以及各目标样本图像的标注信息输入图像分割神经网络。第一待分割样本图像和 M 个像素类别中各像素类别对应的目标样本图像之间共享图像分割神经网络中的特征提取器。

[0066] 利用共享的特征提取器分别对第一待分割样本图像和 M 个像素类别中各像素类别

对应的目标样本图像进行特征提取,得到第一待分割样本图像的第十特征,以及M个第六特征。第一待分割样本图像的第十特征经过图像分割神经网络中的分割模块之后,得到第一待分割样本图像的第五特征。

[0067] 在一种可能的实现方式中,M个像素类别中各像素类别对应的目标样本图像的标注信息为掩膜;根据M个第六特征和M个像素类别中各像素类别对应的目标样本图像的标注信息,确定M个第七特征,包括:针对M个第六特征中的第i个第六特征,根据第i个第六特征以及M个像素类别中第i个像素类别对应的目标样本图像的掩膜,执行掩膜平均池化操作,得到M个第七特征中的第i个第七特征,第i个第六特征和第i个第七特征均为与M个像素类别中的第i个像素类别对应的特征。

[0068] 由于直接将特征提取器提取得到的M个第六特征与第一待分割样本图像的第五特征进行融合时,计算量较大,因此,利用对应掩膜对M个第六特征执行掩膜平均池化操作,得到M个第七特征,从而使得后续将M个第七特征与第一待分割样本图像的第五特征进行融合时,可以降低计算量,快速得到M个第二目标特征。

[0069] 仍以上述图4为例,如图4所示,针对M个第六特征中的第i个第六特征,图像分割神经网络中的类别敏感重塑模块,根据第i个第六特征以及M个像素类别中第i个像素类别对应的目标样本图像的掩膜,执行掩膜平均池化操作,得到M个第七特征中与第i个像素类别对应的第i个第七特征。

[0070] 例如,第i个像素类别对应的目标图像为S,第i个第六特征为 $F_{S,i}$,第i个像素类别对应的目标图像的掩膜为 M_i ,则可以通过下述公式(2)确定M个第七特征中与第i个像素类别对应的第i个第七特征 ω_i :

$$[0071] \quad \omega_i = \frac{\sum_{(x,y)} F_{S,i}^{(x,y)} 1[M_i^{(x,y)} = i]}{\sum_{(x,y)} 1[M_i^{(x,y)} = i]} \quad (2)。$$

[0072] 其中,(x,y)是第i个第六特征 $F_{S,i}$ 对应的特征图像中的像素点位置; $1[\cdot]$ 是一个指示函数,当 $M_i^{(x,y)} = i$ 成立时, $1[M_i^{(x,y)} = i]$ 的值为1;当 $M_i^{(x,y)} = i$ 不成立时, $1[M_i^{(x,y)} = i]$ 的值为0。

[0073] 在一种可能的实现方式中,将第五特征和M个第七特征进行融合,得到M个第二目标特征,包括:针对M个第七特征中的第i个第七特征,对第五特征与第i个第七特征执行特征乘法,得到第i个第十一特征, $1 \leq i \leq M$;对第五特征与第i个第七特征执行特征减法,得到第i个第十二特征;对第五特征、第i个第十一特征以及第i个第十二特征进行特征连接,得到M个第二目标特征中的第i个第二目标特征;第i个第七特征、第i个第十一特征、第i个第十二特征以及第i个第二目标特征均为与M个像素类别中的第i个像素类别对应的特征。

[0074] 由于在一次训练过程中,M个像素类别中各像素类别对应的目标样本图像是随机选择的,为了避免随机选择带来的噪声影响,采用多特征聚合方法。仍以上述图4为例,如图4所示,图像分割神经网络中的类别敏感重塑模块执行上述多特征融合方法,对第一待分割样本图像的第五特征与M个第七特征执行特征乘法,得到M个第十一特征,以及对第一待分割样本图像的第五特征与M个第七特征执行特征减法,得到M个第十二特征,对第五特征、M个第十一特征以及M个第十二特征进行特征连接,从而得到M个第二目标特征。特征连接具

体方式可以与上述公式(1)类似,这里不再赘述。

[0075] 仍以上述图4为例,如图4所示,将M个第二目标特征输入图像分割神经网络中的同一余弦分类器,余弦分类器对待分割样本图像进行逐类别预测,进而输出第一待分割样本图像的分割结果。具体分割过程与上述对待分割图像的分割过程类似,这里不再赘述。

[0076] 由于训练样本中包括第一待分割样本图像的分割标注信息,因此,根据第一待分割样本图像的分割结果以及第一待分割样本图像的分割标注信息,可以确定图像分割神经网络的分割损失,进而根据分割损失,调整图像分割神经网络的网络参数(调整特征提取器、分割模块、类别敏感重塑模块、余弦分类器的网络参数),以完成对图像分割神经网络的本次训练。通过进行多次迭代训练,得到符合预设要求的训练后的图像分割神经网络。

[0077] 在一种可能的实现方式中,可以利用交叉熵损失函数来确定分割损失,也可以采用其它损失函数来确定分割损失,本公开对此不作具体限定。

[0078] 在一种可能的实现方式中,在根据第一待分割样本图像、第一待分割样本图像的分割标注信息,以及第一样本数据集对图像分割神经网络进行训练之前,该图像分割方法还包括:根据第二待分割样本图像、第二待分割样本图像的分割标注信息,以及第二样本数据集,对图像分割神经网络进行预训练,第二样本数据集中包括P个像素类别中各像素类别对应的多个样本图像和各样本图像的标注信息,M个像素类别是P个像素类别以外的新像素类别,第二待分割样本图像中包括P个像素类别中的至少两个像素类别。

[0079] P个像素类别是基类别,即P个像素类别中的各像素类别均对应多个样本图像,M个像素类别是P个像素类别以外的新像素类别,即M个像素类别中的各像素类别对应的样本图像较少,例如,每个像素类别仅对应1个样本图像(1-shot),或者,每个像素类别仅对应5个样本图像(5-shot)。本公开实施例中,M个像素类别中各像素类别对应的样本图像还可以扩展到10-shot,或者扩展到更多shot数,本公开对此不作具体限定。

[0080] 先利用P个像素类别对应的第二图像数据集、第二待分割样本图像以及第二待分割样本图像的分割标注信息对图像分割神经网络进行第一阶段的训练,使得经过第一阶段训练的图像分割神经网络具备对多个像素类别进行快速分割的能力,进而利用M个像素类别对应的第一图像数据集、第一待分割样本图像、第一待分割样本图像的分割标注信息对图像分割神经网络进行第二阶段的训练,使得经过第二阶段训练的图像分割神经网络具备对作为新类别的M个像素类别中多个像素类别进行快速分割的能力。

[0081] 利用P个像素类别对应的第二图像数据集、第二待分割样本图像、第二待分割样本图像的分割标注信息对图像分割神经网络进行的第一阶段训练的具体训练过程,与上述利用M个像素类别对应的第一图像数据集、第一待分割样本图像、第一待分割样本图像的分割标注信息对图像分割神经网络进行第二阶段训练的具体训练过程类似,这里不再赘述。

[0082] 图5示出根据本公开实施例的一种两阶段训练图像分割神经网络的示意图。如图5所示,首先利用作为基类别的P个像素类别对应的第二样本数据集、第二待分割样本图像和第二待分割样本图像的分割标注信息,对图像分割神经网络进行第一阶段训练;进而利用作为新类别的M个像素类别对应的第一样本数据集、第一待分割样本图像和第一待分割样本图像的分割标注信息,对经过第一阶段训练的图像分割神经网络进行第二阶段训练,得到最终训练后的图像分割神经网络。

[0083] 在一种可能的实现方式中,该图像分割方法还包括:根据第一样本数据集和训练

后的图像分割神经网络,确定M个第二特征。

[0084] 经过上述两阶段训练后的图像分割神经网络,可以确定用于后续对作为新类别的M个像素类别进行分割的M个第二特征。

[0085] 在一种可能的实现方式中,根据第一样本数据集和训练后的图像分割神经网络,确定M个第二特征,包括:通过训练后的图像分割神经网络对M个像素类别中各像素类别对应的样本图像进行特征提取,得到M个第八特征;针对M个第八特征中的第i个第八特征,根据第i个第八特征以及M个像素类别中第i个像素类别对应的样本图像的掩膜,执行掩膜平均池化操作,得到M个第二特征中的第i个第二特征;第i个第八特征和第i个第二特征均为M个像素类别中的第i个像素类别对应的特征。

[0086] 针对M个像素类别中的第i个像素类别,利用经过二阶段训练后的图像分割神经网络中的特征提取器,对第i个像素类别对应的样本图像进行特征提取,得到第i个第八特征(对应M个像素类别中的第i个像素类别),进而利用经过二阶段训练后的图像分割神经网络中的类别敏感重塑模块,根据第i个第八特征以及第i个像素类别对应的样本图像的掩膜,执行掩膜平均池化操作,得到第i个第二特征(对应M个像素类别中的第i个像素类别)。特征提取器和类别敏感模块的具体处理过程与上述训练过程类似,这里不再赘述。

[0087] 在一种可能的实现方式中,在M个像素类别中各像素类别均只对应一个样本图像(1-shot)时,仅执行一次上次特征提取和掩膜平均池化操作,即可得到用于对M个像素类别进行图像分割的M个第二特征。在M个像素类别中各像素类别对应多个样本图像时,重复执行多次上次特征提取和掩膜平均池化操作,得到用于对M个像素类别进行图像分割的M个第二特征。

[0088] 例如,在5-shot场景下,重复执行5次上次特征提取和掩膜平均池化操作,针对同一像素类别,每次选取的样本图像不同,对5次得到M个像素类别中各像素类别对应第二特征取平均,得到最终M个第二特征。

[0089] 利用经过二阶段训练后的图像分割神经网络以及M个像素类别对应的第一样本数据集,确定用于体现M个像素类别的类别特征的M个第二特征之后,在后续实际图像分割过程中,无需再将第一图像数据集输入图像分割神经网络,而仅需将待分割图像和M个第二特征输入图像分割神经网络,即可实现对待分割图像中多个像素类别的快速分割。

[0090] 可以理解,本公开提及的上述各个方法实施例,在不违背原理逻辑的情况下,均可以彼此相互结合形成结合后的实施例,限于篇幅,本公开不再赘述。本领域技术人员可以理解,在具体实施方式的上述方法中,各步骤的具体执行顺序应当以其功能和可能的内在逻辑确定。

[0091] 此外,本公开还提供了图像分割装置、电子设备、计算机可读存储介质、程序,上述均可用来实现本公开提供的任一种图像分割方法,相应技术方案和描述和参见方法部分的相应记载,不再赘述。

[0092] 图6示出根据本公开实施例的一种图像分割装置的框图。如图6所示,装置60包括:

[0093] 特征提取模块61,用于对待分割图像进行特征提取,得到待分割图像的第一特征,待分割图像中包括N个像素类别,N是大于1的整数;

[0094] 特征融合模块62,用于将第一特征与M个第二特征进行融合,得到M个第一目标特征,M个第二特征和M个第一目标特征均与M个像素类别一一对应,M个第二特征是基于第一

样本数据集确定得到的,第一样本数据集中包括M个像素类别中各像素类别对应的至少一个样本图像和各样本图像对应的标注信息,M大于或等于N,N个像素类别是M个像素类别的子集;

[0095] 图像分割模块63,用于根据M个第一目标特征,对待分割图像进行图像分割,得到待分割图像的目标分割结果。

[0096] 在一种可能的实现方式中,特征融合模块62,包括:

[0097] 特征乘法子模块,用于针对M个第二特征中的第i个第二特征,对第一特征与第i个第二特征执行特征乘法,得到第i个第三特征, $1 \leq i \leq M$;

[0098] 特征减法子模块,用于对第一特征与第i个第二特征执行特征减法,得到第i个第四特征;

[0099] 特征连接子模块,用于对第一特征、第i个第三特征以及第i个第四特征进行特征连接,得到M个第一目标特征中的第i个第一目标特征;

[0100] 第i个第二特征、第i个第三特征、第i个第四特征以及第i个第一目标特征均为与M个像素类别中的第i个像素类别对应的特征。

[0101] 在一种可能的实现方式中,图像分割模块63,包括:

[0102] 逐类别预测子模块,用于根据M个第一目标特征,对待分割图像进行逐类别预测,确定待分割图像对应的M个分割子结果,M个分割子结果与M个像素类别一一对应;

[0103] 确定子模块,用于根据M个分割子结果,确定目标分割结果。

[0104] 在一种可能的实现方式中,逐类别预测子模块,具体用于:

[0105] 将M个第一目标特征输入余弦分类器,基于余弦分类器和M个第一目标特征,对待分割图像进行逐类别预测,确定M个分割子结果。

[0106] 在一种可能的实现方式中,逐类别预测子模块,具体用于:

[0107] 针对M个第一目标特征中的第i个第一目标特征,根据第i个第一目标特征,确定待分割图像对应的M个分割子结果中的第i个分割子结果,第i个分割子结果中包括待分割图像中像素类别是M个像素类别中的第i个像素类别的像素点。

[0108] 在一种可能的实现方式中,装置60执行的图像分割方法通过图像分割神经网络实现。

[0109] 在一种可能的实现方式中,图像分割神经网络的训练样本包括第一待分割样本图像、第一待分割样本图像的分割标注信息,以及第一样本数据集,第一待分割样本图像中包括M个像素类别中的至少两个像素类别;

[0110] 特征提取模块61,还用于通过图像分割神经网络对第一待分割样本图像进行特征提取,得到第一待分割样本图像的第五特征,以及通过图像分割神经网络对M个像素类别中各像素类别对应的目标样本图像进行特征提取,得到M个第六特征,M个第六特征与M个像素类别一一对应,各像素类别对应的目标样本图像为各像素类别对应的至少一个样本图像中的任意一个;

[0111] 特征融合模块62,还用于根据M个第六特征和M个像素类别中各像素类别对应的目标样本图像的标注信息,确定M个第七特征,以及将第五特征和M个第七特征进行融合,得到M个第二目标特征,M个第七特征和M个第二目标特征均与M个像素类别一一对应;

[0112] 图像分割模块63,还用于根据M个第二目标特征,对第一待分割样本图像进行图像

分割,得到第一待分割样本图像的分割结果;

[0113] 装置60还包括:

[0114] 分割损失确定模块,用于根据第一待分割样本图像的分割结果以及分割标注信息,确定分割损失;

[0115] 训练模块,用于根据分割损失,对图像分割神经网络进行训练,得到训练后的图像分割神经网络。

[0116] 在一种可能的实现方式中,M个像素类别中各像素类别对应的目标样本图像的标注信息为掩膜;

[0117] 特征融合模块62,包括:

[0118] 掩膜平均池化子模块,用于针对M个第六特征中的第i个第六特征,根据第i个第六特征以及M个像素类别中的第i个像素类别对应的目标样本图像的掩膜,执行掩膜平均池化操作,得到M个第七特征中的第i个第七特征,第i个第六特征和第i个第七特征均为与M个像素类别中的第i个像素类别对应的特征。

[0119] 在一种可能的实现方式中,装置60,还包括

[0120] 预训练模块,用于在根据第一待分割样本图像、第一待分割样本图像的分割标注信息,以及第一样本数据集对图像分割神经网络进行训练之前,根据第二待分割样本图像、第二待分割样本图像的分割标注信息,以及第二样本数据集,对图像分割神经网络进行预训练,第二样本数据集中包括P个像素类别中各像素类别对应的多个样本图像和各样本图像的标注信息,M个像素类别是P个像素类别以外的新像素类别,第二待分割样本图像中包括所述P个像素类别中的至少两个像素类别。

[0121] 在一种可能的实现方式中,装置60,还包括:

[0122] 确定模块,用于根据第一样本数据集和训练后的图像分割神经网络,确定M个第二特征。

[0123] 在一种可能的实现方式中,M个像素类别中各像素类别对应的样本图像的标注信息为掩膜;

[0124] 确定模块,具体用于:

[0125] 通过训练后的图像分割神经网络对M个像素类别中各像素类别对应的样本图像进行特征提取,得到M个第八特征;

[0126] 针对M个第八特征中的第i个第八特征,根据第i个第八特征以及M个像素类别中第i个像素类别对应的样本图像的掩膜,执行掩膜平均池化操作,得到M个第二特征中的第i个第二特征;

[0127] 第i个第八特征和第i个第二特征均为M个像素类别中的第i个像素类别对应的特征。

[0128] 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。

[0129] 本公开实施例还提出一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序指令,所述计算机程序指令被处理器执行时实现上述方法。计算机可读存储介质可以是非易失性计算机可读存储介质。

[0130] 本公开实施例还提出一种电子设备,包括:处理器;用于存储处理器可执行指令的存储器;其中,所述处理器被配置为调用所述存储器存储的指令,以执行上述方法。

[0131] 本公开实施例还提供了一种计算机程序产品,包括计算机可读代码,当计算机可读代码在设备上运行时,设备中的处理器执行用于实现如上任一实施例提供的图像分割方法的指令。

[0132] 本公开实施例还提供了另一种计算机程序产品,用于存储计算机可读指令,指令被执行时使得计算机执行上述任一实施例提供的图像分割方法的操作。

[0133] 电子设备可以被提供为终端、服务器或其它形态的设备。

[0134] 图7示出根据本公开实施例的一种电子设备的框图。如图7所示,电子设备800可以是移动电话,计算机,数字广播终端,消息收发设备,游戏控制台,平板设备,医疗设备,健身设备,个人数字助理等终端。

[0135] 参照图7,电子设备800可以包括以下一个或多个组件:处理组件802,存储器804,电源组件806,多媒体组件808,音频组件810,输入/输出(I/O)的接口812,传感器组件814,以及通信组件816。

[0136] 处理组件802通常控制电子设备800的整体操作,诸如与显示,电话呼叫,数据通信,相机操作和记录操作相关联的操作。处理组件802可以包括一个或多个处理器820来执行指令,以完成上述的方法的全部或部分步骤。此外,处理组件802可以包括一个或多个模块,便于处理组件802和其他组件之间的交互。例如,处理组件802可以包括多媒体模块,以方便多媒体组件808和处理组件802之间的交互。

[0137] 存储器804被配置为存储各种类型的数据以支持在电子设备800的操作。这些数据的示例包括用于在电子设备800上操作的任何应用程序或方法的指令,联系人数据,电话簿数据,消息,图片,视频等。存储器804可以由任何类型的易失性或非易失性存储设备或者它们的组合实现,如静态随机存取存储器(SRAM),电可擦除可编程只读存储器(EEPROM),可擦除可编程只读存储器(EPROM),可编程只读存储器(PROM),只读存储器(ROM),磁存储器,快闪存储器,磁盘或光盘。

[0138] 电源组件806为电子设备800的各种组件提供电力。电源组件806可以包括电源管理系统,一个或多个电源,及其他与为电子设备800生成、管理和分配电力相关联的组件。

[0139] 多媒体组件808包括在所述电子设备800和用户之间的提供一个输出接口的屏幕。在一些实施例中,屏幕可以包括液晶显示器(LCD)和触摸面板(TP)。如果屏幕包括触摸面板,屏幕可以被实现为触摸屏,以接收来自用户的输入信号。触摸面板包括一个或多个触摸传感器以感测触摸、滑动和触摸面板上的手势。所述触摸传感器可以不仅感测触摸或滑动动作的边界,而且还检测与所述触摸或滑动操作相关的持续时间和压力。在一些实施例中,多媒体组件808包括一个前置摄像头和/或后置摄像头。当电子设备800处于操作模式,如拍摄模式或视频模式时,前置摄像头和/或后置摄像头可以接收外部的多媒体数据。每个前置摄像头和后置摄像头可以是一个固定的光学透镜系统或具有焦距和光学变焦能力。

[0140] 音频组件810被配置为输出和/或输入音频信号。例如,音频组件810包括一个麦克风(MIC),当电子设备800处于操作模式,如呼叫模式、记录模式和语音识别模式时,麦克风被配置为接收外部音频信号。所接收的音频信号可以被进一步存储在存储器804或经由通信组件816发送。在一些实施例中,音频组件810还包括一个扬声器,用于输出音频信号。

[0141] I/O接口812为处理组件802和外围接口模块之间提供接口,上述外围接口模块可以是键盘,点击轮,按钮等。这些按钮可包括但不限于:主页按钮、音量按钮、启动按钮和锁定按钮。

[0142] 传感器组件814包括一个或多个传感器,用于为电子设备800提供各个方面的状态评估。例如,传感器组件814可以检测到电子设备800的打开/关闭状态,组件的相对定位,例如所述组件为电子设备800的显示器和小键盘,传感器组件814还可以检测电子设备800或电子设备800一个组件的位置改变,用户与电子设备800接触的存在或不存在,电子设备800方位或加速/减速和电子设备800的温度变化。传感器组件814可以包括接近传感器,被配置用来在没有任何的物理接触时检测附近物体的存在。传感器组件814还可以包括光传感器,如互补金属氧化物半导体(CMOS)或电荷耦合装置(CCD)图像传感器,用于在成像应用中使用。在一些实施例中,该传感器组件814还可以包括加速度传感器,陀螺仪传感器,磁传感器,压力传感器或温度传感器。

[0143] 通信组件816被配置为便于电子设备800和其他设备之间有线或无线方式的通信。电子设备800可以接入基于通信标准的无线网络,如无线网络(WiFi),第二代移动通信技术(2G)或第三代移动通信技术(3G),或它们的组合。在一个示例性实施例中,通信组件816经由广播信道接收来自外部广播管理系统的广播信号或广播相关信息。在一个示例性实施例中,所述通信组件816还包括近场通信(NFC)模块,以促进短程通信。例如,在NFC模块可基于射频识别(RFID)技术,红外数据协会(IrDA)技术,超宽带(UWB)技术,蓝牙(BT)技术和其他技术来实现。

[0144] 在示例性实施例中,电子设备800可以被一个或多个应用专用集成电路(ASIC)、数字信号处理器(DSP)、数字信号处理设备(DSPD)、可编程逻辑器件(PLD)、现场可编程门阵列(FPGA)、控制器、微控制器、微处理器或其他电子元件实现,用于执行上述方法。

[0145] 在示例性实施例中,还提供了一种非易失性计算机可读存储介质,例如包括计算机程序指令的存储器804,上述计算机程序指令可由电子设备800的处理器820执行以完成上述方法。

[0146] 图8示出根据本公开实施例的一种电子设备的框图。如图8所示,电子设备1900可以被提供为一服务器。参照图8,电子设备1900包括处理组件1922,其进一步包括一个或多个处理器,以及由存储器1932所代表的存储器资源,用于存储可由处理组件1922的执行的指令,例如应用程序。存储器1932中存储的应用程序可以包括一个或一个以上的每一个对应于一组指令的模块。此外,处理组件1922被配置为执行指令,以执行上述方法。

[0147] 电子设备1900还可以包括一个电源组件1926被配置为执行电子设备1900的电源管理,一个有线或无线网络接口1950被配置为将电子设备1900连接到网络,和一个输入输出(I/O)接口1958。电子设备1900可以操作基于存储在存储器1932的操作系统,例如微软服务器操作系统(Windows Server™),苹果公司推出的基于图形用户界面操作系统(Mac OS X™),多用户多进程的计算机操作系统(Unix™),自由和开放原代码的类Unix操作系统(Linux™),开放原代码的类Unix操作系统(FreeBSD™)或类似。

[0148] 在示例性实施例中,还提供了一种非易失性计算机可读存储介质,例如包括计算机程序指令的存储器1932,上述计算机程序指令可由电子设备1900的处理组件1922执行以完成上述方法。

[0149] 本公开可以是系统、方法和/或计算机程序产品。计算机程序产品可以包括计算机可读存储介质,其上载有用于使处理器实现本公开的各个方面的计算机可读程序指令。

[0150] 计算机可读存储介质可以是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(但不限于)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。

[0151] 这里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。

[0152] 用于执行本公开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Smalltalk、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,从而实现本公开的各个方面。

[0153] 这里参照根据本公开实施例的方法、装置(系统)和计算机程序产品的流程图和/或框图描述了本公开的各个方面。应当理解,流程图和/或框图的每个方框以及流程图和/或框图中各方框的组合,都可以由计算机可读程序指令实现。

[0154] 这些计算机可读程序指令可以提供给通用计算机、专用计算机或其它可编程数据处理装置的处理器,从而生产出一种机器,使得这些指令在通过计算机或其它可编程数据处理装置的处理器执行时,产生了实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作的装置。也可以把这些计算机可读程序指令存储在计算机可读存储介质中,这些指令使得计算机、可编程数据处理装置和/或其他设备以特定方式工作,从而,存储有指令的计算机可读介质则包括一个制品,其包括实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中

规定的功能/动作的各个方面的指令。

[0155] 也可以把计算机可读程序指令加载到计算机、其它可编程数据处理装置、或其它设备上,使得在计算机、其它可编程数据处理装置或其它设备上执行一系列操作步骤,以产生计算机实现的过程,从而使得在计算机、其它可编程数据处理装置、或其它设备上执行的指令实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作。

[0156] 附图中的流程图和框图显示了根据本公开的多个实施例的系统、方法和计算机程序产品的可能实现的体系架构、功能和操作。在这点上,流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块、程序段或指令的一部分,所述模块、程序段或指令的一部分包含一个或多个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。在有些作为替换的实现中,方框中所标注的功能也可以以不同于附图中所标注的顺序发生。例如,两个连续的方框实际上可以基本并行地执行,它们有时也可以按相反的顺序执行,这依所涉及的功能而定。也要注意的,框图和/或流程图中的每个方框、以及框图和/或流程图中的方框的组合,可以用执行规定的功能或动作的专用的基于硬件的系统来实现,或者可以用专用硬件与计算机指令的组合来实现。

[0157] 该计算机程序产品可以具体通过硬件、软件或其结合的方式实现。在一个可选实施例中,所述计算机程序产品具体体现为计算机存储介质,在另一个可选实施例中,计算机程序产品具体体现为软件产品,例如软件开发包(Software Development Kit, SDK)等等。

[0158] 以上已经描述了本公开的各实施例,上述说明是示例性的,并非穷尽性的,并且也不限于所披露的各实施例。在不偏离所说明的各实施例的范围和精神的情况下,对于本技术领域的普通技术人员来说许多修改和变更都是显而易见的。本文中所用术语的选择,旨在最好地解释各实施例的原理、实际应用或对市场中的技术的改进,或者使本技术领域的其它普通技术人员能理解本文披露的各实施例。

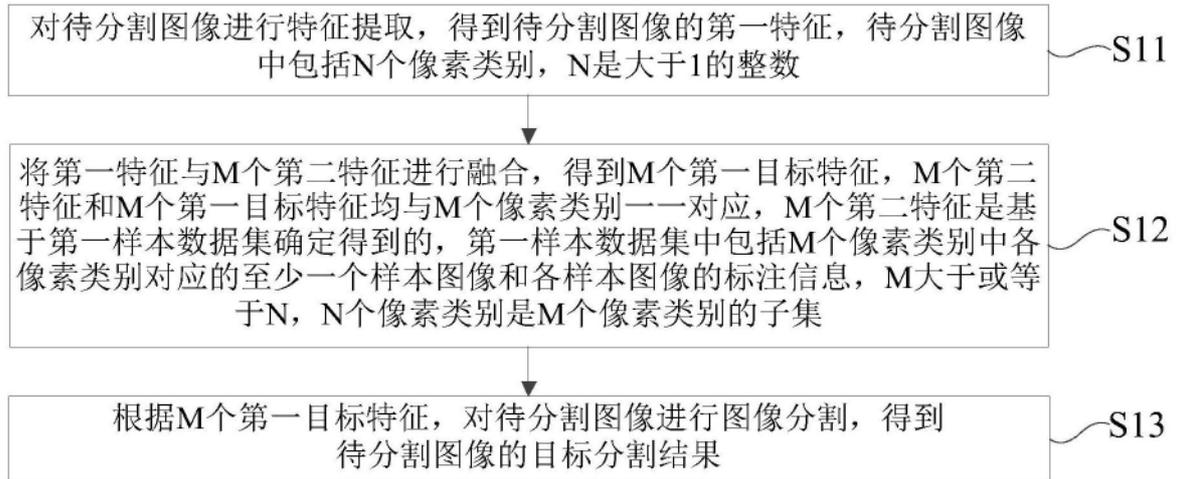


图1

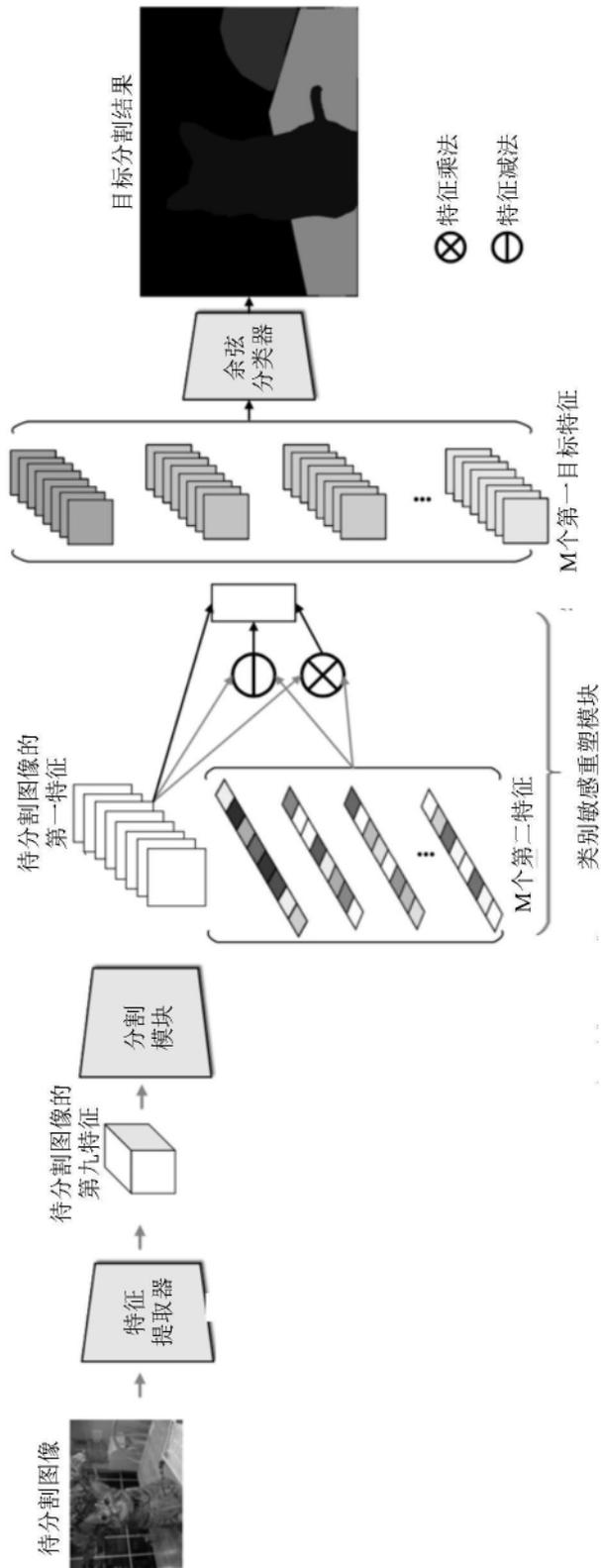


图2

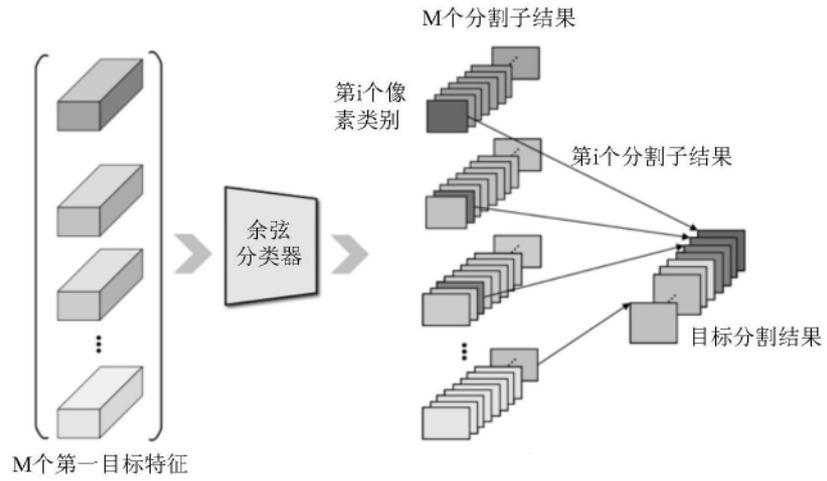
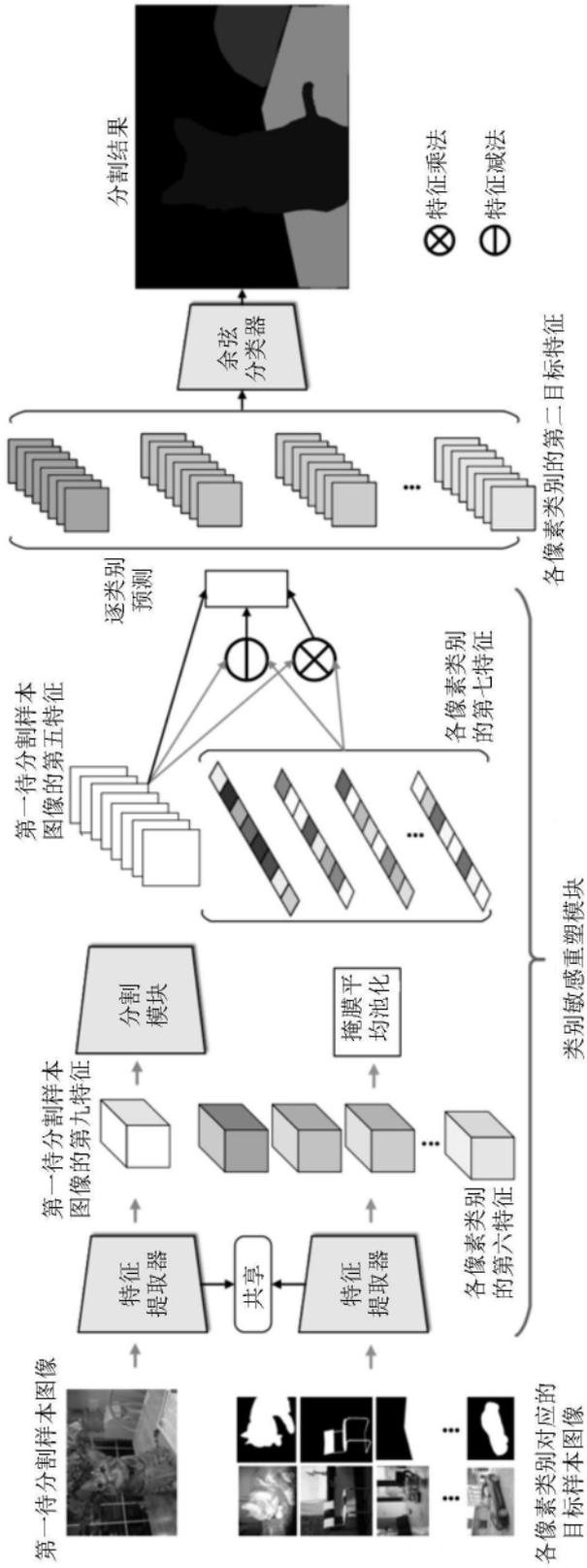


图3



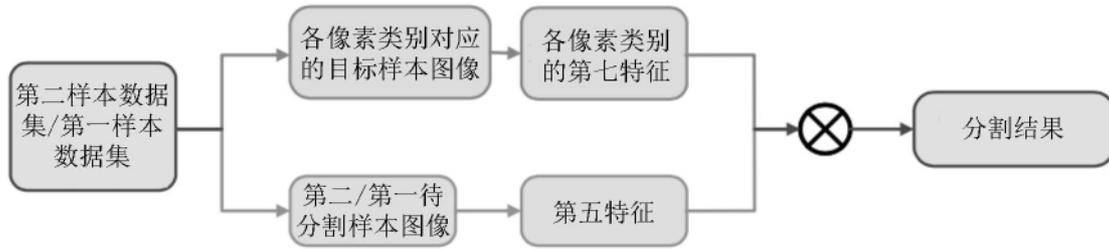


图5

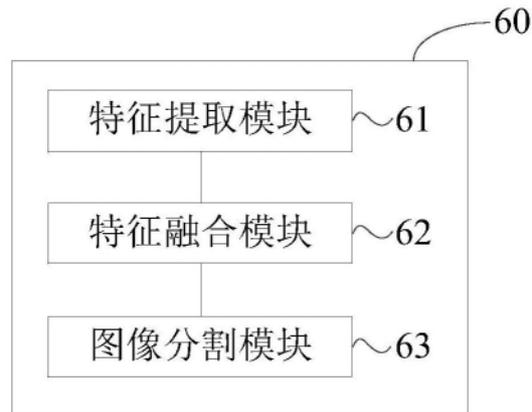


图6

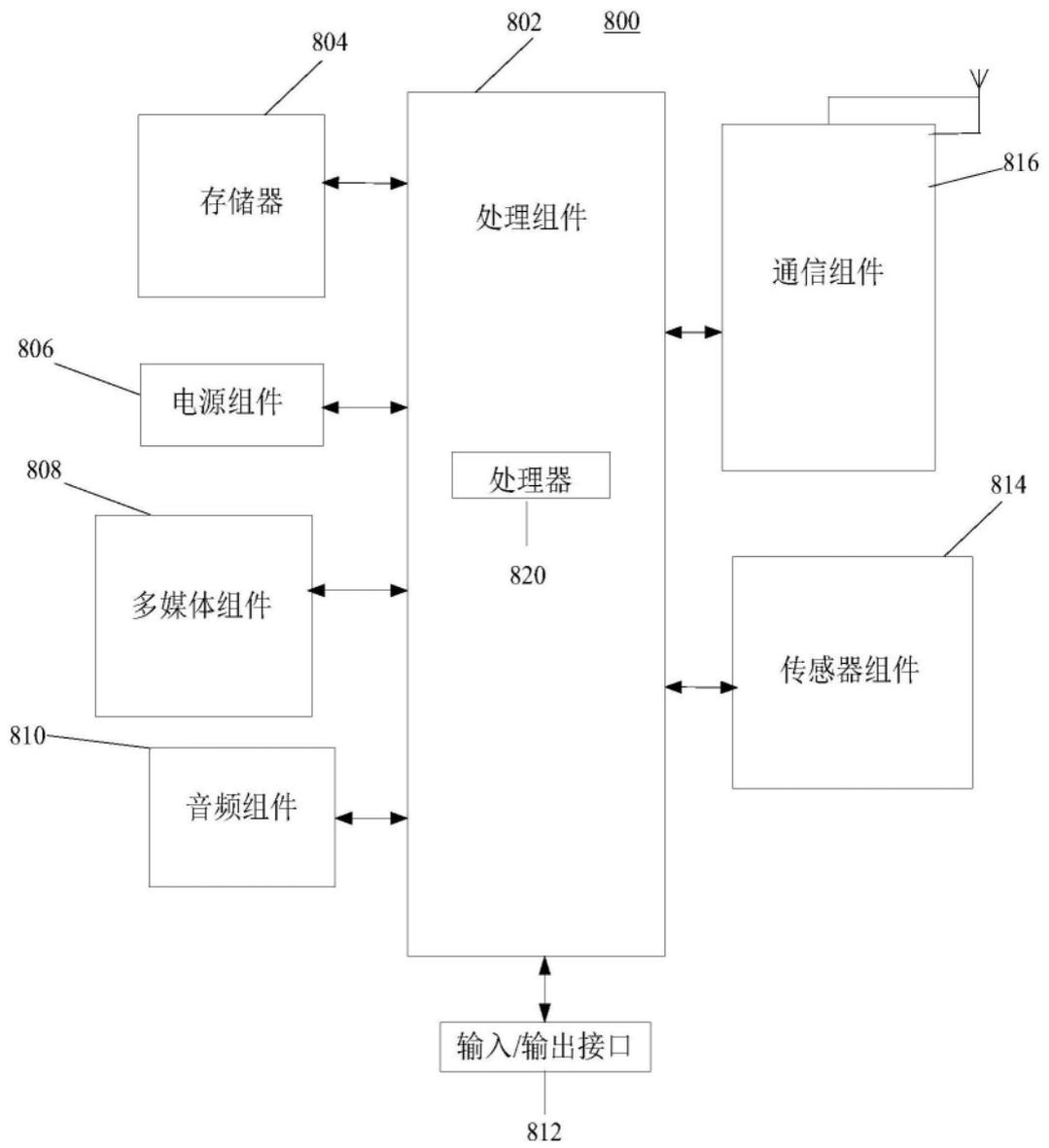


图7

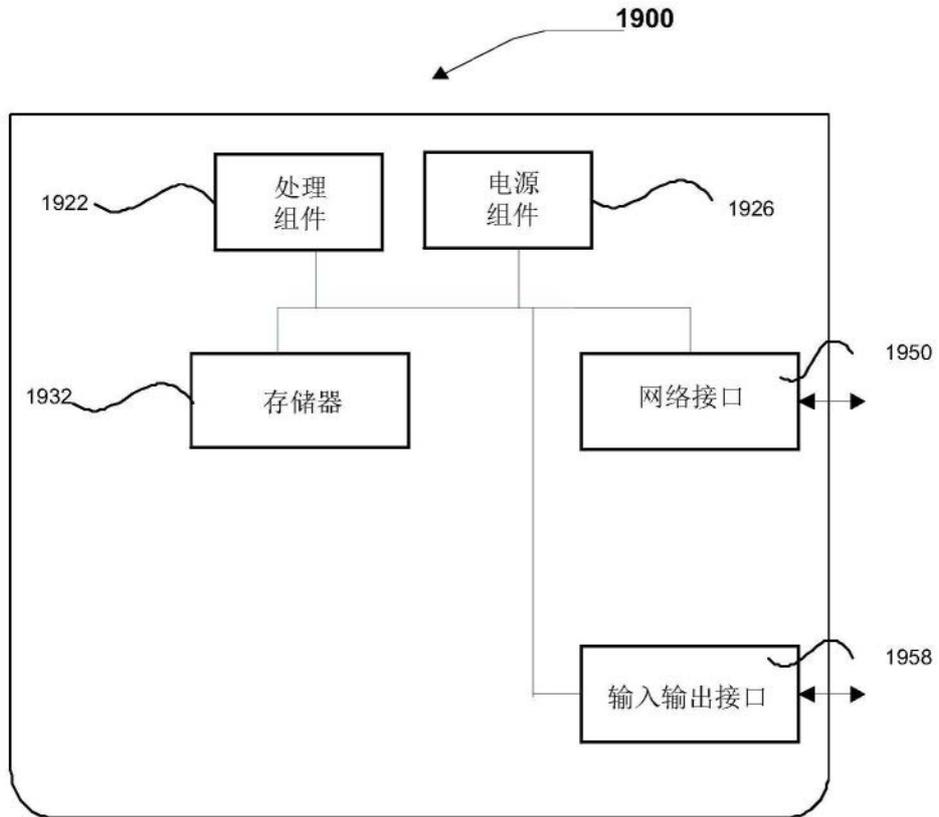


图8