

图像分割方法及装置、电子设备和存储介质

相关申请的交叉引用

本申请基于申请号为 201911407338.8、申请日为 2019 年 12 月 31 日的中国专利申请提出，并要求该中国专利申请的优先权，该中国专利申请的全部内容在此以引入方式并入本申请。

技术领域

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

医学图像分割的目的是将医学图像中具有某些特定含义的部分（例如器官或者病变部位等）分割出来，或者是提取相关部位的特征，可以为临床诊疗和病理研究提供可靠的依据，辅助医生做出更为准确的诊断。图像分割过程是将图像分割成多个区域，这些区域内部有类似的性质，如灰度、颜色、纹理、亮度和对比度等。相关技术中普遍采用特征阈值或聚类、边缘检测、区域生长或区域提取等方法进行分割。

发明内容

本公开实施例提出了一种图像分割方法及装置、电子设备和存储介质。

本公开实施例提供了一种图像分割方法，包括：获取目标图像的第一分割结果，所述第一分割结果表征修正前所述目标图像中各像素点属于各类别的概率；获取至少一个修正点以及与所述至少一个修正点对应的待修正类别；根据所述至少一个修正点以及所述待修正类别对所述第一分割结果进行修正，得到第二分割结果。

在一些实施例中，所述第一分割结果包括多个第一概率图，每个第一概率图对应一个类别，所述第一概率图表征修正前所述目标图像中各像素点属于该第一概率图对应类别的概率，根据所述至少一个修正点以及所述待修正类别对所述第一分割结果进行修正，得到第二分割结果，包括：根据所述目标图像的每个像素点与所述修正点之间的相似度，确定所述待修正类别的修正图；根据所述待修正类别的修正图对所述待修正类别的第一概率图进行修正，得到所述待修正类别的第二概率图，所述待修正类别的第二概率图表征修正后所述目标图像中各像素点属于待修正类别的概率；根据所述待修正类别的第二概率图，确定所述目标图像的第二分割结果。这样，根据目标图像的像素点与修正点之间的相似度确定的待修正类别的修正图，可以作为用户提供的先验概率图，从而对第一分割结果中的误分区域进行修正。

在一些实施例中，根据待修正类别的第二概率图，确定所述目标图像的第二分割结果，包括：根据所述待修正类别的第二概率图以及未修正类别的第一概率图，确定所述目标图像的第二分割结果，所述未修正类别表示所述多个第一概率图对应的类别中除所述待修正类别以外的类别。这样，基于待修正类别的第二概率图和未修正类别的第一概率图确定第二分割结果，既实现了对待修正类别的误分区域的修正，又保留了没有被误分的部分，从而提高了图像分割的准确性。

在一些实施例中，根据所述目标图像的每个像素点与所述修正点之间的相似度，确

定所述待修正类别对应的修正图,包括:对所述目标图像的每个像素点相对于所述修正点的测地线距离进行指数变换,得到所述待修正类别的修正图。这样,通过采用指数化测地距离对用户提供的修正点进行编码,从而对第一分割结果进行修正,整个修正过程中不涉及神经网络的修正过程,节省了时间,提高了修正的效率。

5 在一些实施例中,根据所述待修正类别的修正图对所述待修正类别的第一概率图进行修正,得到所述待修正类别的第二概率图,包括:针对所述目标图像的每个像素点,在所述像素点的第一取值大于第二取值的情况下,将所述第一取值确定为所述待修正类别的第二概率图中所述像素点对应位置的值,得到所述待修正类别的第二概率图,所述第一取值为所述待修正类别的修正图中所述像素点对应位置的取值,所述第二取值为所述待修正类别的第一概率图中所述像素点对应位置的取值。这样,通过采用最大值的修正策略使得修正过程发生的目标图像的局部区域,减少了计算量。

10 在一些实施例中,所述方法还包括:在接收到针对原始图像中目标对象的分割操作的情况下,获取针对所述目标对象的多个标注点;根据所述多个标注点确定所述目标对象的边界框;基于所述目标对象的边界框对所述原始图像进行剪切,得到所述目标图像;15 分别获取所述目标图像中所述目标对象对应类别和背景类别的第一概率图;根据所述目标图像中目标对象对应类别的第一概率图和所述背景类别的第一概率图,确定所述目标图像的第一分割结果。这样,通过为目标对象添加标注点,可以得到包括目标对象的目标图像,根据目标对象对应类别的第一概率图和背景类别的第一概率图可以得到目标图像的第一分割结果。

20 在一些实施例中,所述目标对象对应类别的第一概率图和所述背景类别的第一概率图通过卷积神经网络获取,分别获取所述目标图像中所述目标对象对应类别和背景类别的第一概率图包括:对所述目标图像的每个像素点相对于所述标注点的测地线距离进行指数变换,得到所述标注点的编码图;将所述目标图像和所述标注点的编码图输入所述卷积神经网络,得到所述目标对象对应类别的第一概率图和所述背景类别的第一概率图。25 这样,通过卷积神经网络快速有效的对目标图像进行分割,使得用户通过较少的时间和较少的交互即可得到较好的分割效果。

30 在一些实施例中,所述方法还包括:训练所述卷积神经网络,包括:在获取到样本图像的情况下,根据所述样本图像的标签图,为训练对象生成多个边缘点,所述标签图用于指示所述样本图像中每个像素点所属的类别;根据所述多个边缘点确定所述训练对象的边界框;基于所述训练对象的边界框对所述样本图像进行剪切,得到训练区域;对所述训练区域的每个像素点相对于所述边缘点的测地距离进行指数变换,得到所述边缘点的编码图;将所述训练区域和所述边缘点的编码图输入待训练的卷积神经网络,得到所述训练区域中所述训练对象对应类别的第一概率图和背景类别的第一概率图;根据所述训练区域中所述训练对象对应类别的第一概率图和背景类别的第一概率图,以及所述35 样本图像的标签图,确定损失值;根据所述损失值更新所述待训练的卷积神经网络的参数。这样,利用边缘点引导卷积神经网络来提高网络的稳定性和泛化性,提高了算法的实时性和泛化性,只需要少量的训练数据就可以得到很好的分割效果,且可以处理未见过的分割目标。

40 在一些实施例中,根据所述多个边缘点确定的边界框所在区域覆盖所述样本图像中所述训练对象所在区域。这样,可以使裁剪后的训练区域中包含边缘点的上下文信息。

在一些实施例中,所述目标图像包括医学图像,所述各类别包括背景,以及器官和/或病变。这样,可以快速、准确的从医学图像中分割出器官或者病变部位。

在一些实施例中,所述医学图像包括磁共振图像和/或电子计算机断层扫描图像。这样,可以快速、准确的对磁共振图像和/或电子计算机断层扫描图像进行分割处理。

本公开实施例提供了一种图像分割装置，包括：第一获取模块，配置为获取目标图像的第一分割结果，所述第一分割结果表征修正前所述目标图像中各像素点属于各类别的概率；第二获取模块，配置为获取至少一个修正点以及与所述至少一个修正点对应的待修正类别；修正模块，配置为根据所述至少一个修正点以及所述待修正类别对所述第一分割结果进行修正，得到第二分割结果。

本公开实施例提供了一种电子设备，包括：处理器；配置为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。

本公开实施例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。

本公开实施例提供了一种计算机程序，包括计算机可读代码，当计算机可读代码在设备上运行时，设备中的处理器用于实现上述一个或多个实施例中处理器执行的图像分割方法。

本公开实施例提供了一种图像分割方法及装置、电子设备和存储介质，可以将用户提供的修正点作为先验知识，对初始的分割结果中的误分区域进行修正，得到修正后的分割结果，通过少量的用户交互实现了高效、简便的误分区域处理，提高图像分割的实时性和准确性。

附图说明

- 图 1 示出根据本公开实施例的图像分割方法的流程图；
- 图 2 示出根据本公开实施例的第一分割结果的一个示例；
- 图 3 示出根据本公开实施例的修正示意图；
- 图 4 示出根据本公开实施例的图像分割方法的流程图；
- 图 5a 示出样本图像的一个示例；
- 图 5b 示出基于欧式距离的边缘点的编码图的一个示例；
- 图 5c 示出基于高斯距离的边缘点的编码图的一个示例；
- 图 5d 示出基于测地线距离的边缘点的编码图的一个示例；
- 图 5e 示出基于指数化测地线距离的边缘点的编码图的一个示例；
- 图 6 示出根据本公开实施例的图像分割方法的实施流程示意图；
- 图 7 示出根据本公开实施例的图像分割装置的框图；
- 图 8 示出根据本公开实施例的一种电子设备 800 的框图；
- 图 9 示出根据本公开实施例的一种电子设备 1900 的框图。

具体实施方式

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。

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。

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。

另外，为了更好地说明本公开，在下文的实施方式中给出了众多的细节。本领域技

术人员应当理解,没有某些细节,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。

以放射治疗为例,医学图像分割的目标是:(1)研究解剖结构;(2)识别目标对象所在的区域(即定位肿瘤、病变和其他异常组织);(3)测量目标对象体积;(4)观察目标对象生长或治疗中目标对象体积的减少,为治疗前的计划和治疗中提供帮助;(5)辐射剂量计算。相关技术中的图像分割可分为三类:(1)手工勾画;(2)半自动分割(交互式分割);(3)全自动分割。手工勾画是一个昂贵且耗时的过程,因为医学图像普遍成像质量较低,器官或病变边界模糊,尤其是医学图像的分割需要有专业背景的医生才能完成。因此,手工勾画难以处理快速产生的大量各类影像。半自动分割是指,首先,由用户以某一交互手段指定图像的部分前景与部分背景,然后算法以用户的输入作为分割的约束条件自动地计算出满足约束条件下的分割。半自动分割是指,允许用户不停的迭代修正分割结果直到分割结果可以被接受。全自动分割是指利用算法将输入图像中目标对象所在的区域分割出来。相关技术中的全自动或半自动分割算法大多可以分为以下四类:特征阈值或聚类、边缘检测、区域生长或区域提取。除此之外,相关技术中,采用深度学习算法,例如卷积神经网络,进行图像分割的分割效果较好。但深度学习算法是数据驱动型算法,分割结果受标注数据的数量和质量的影响,且深度学习算法的鲁棒性和准确性没有得到很好的验证。对特定的应用领域,例如医学领域而言,数据收集和标注昂贵且耗时,并且分割结果也很难直接应用到临床实践中。

由此可见,相关技术中的图像分割存在以下问题:(1)交互式信息(点、线、框等)的编码方式提取的信息量不足;(2)算法实时性不够,交互后需要等待时间太长;(3)算法泛化能力不足,不适用于处理训练集中没有出现过的目标。

图1示出根据本公开实施例的图像分割方法的流程图。如图1所示,所述方法包括:步骤S11,获取目标图像的第一分割结果。

其中,所述第一分割结果表征修正前所述目标图像中各像素点属于各类别的概率。

步骤S12,获取至少一个修正点以及与所述至少一个修正点对应的待修正类别。

步骤S13,根据所述至少一个修正点以及所述待修正类别对所述第一分割结果进行修正,得到第二分割结果。

在本公开实施例中,可以将用户提供的修正点作为先验知识,对初始的分割结果中的误分区域进行修正,得到修正后的分割结果,通过少量的用户交互实现了高效、简便的误分区域处理,提高图像分割的实时性和准确性。

在一些实施例中,所述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、个人数字处理(Personal Digital Assistant, PDA)、手持设备、计算设备、车载设备、可穿戴设备等,所述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,可通过服务器执行所述方法。

在步骤S11中,目标图像可以表示待分割的图像。目标图像可以是用户输入的图像中裁剪出来的图像,也可以为用户输入的图像。目标图像可以为二维图像也可以为三维图像。本公开实施例对目标图像不做限制。目标图像中可以包括多个类别的目标对象。

在一些实施例中,目标图像可以包括医学图像(例如磁共振图像和/或电子计算机断层扫描图像),目标对象可以包括肺、心脏和胃等器官或者器官中的病变部位等。医学图像具有低对比度、成像和分割协议不统一、患者之间差异大等特点。在医学图像中,目标对象的多个类别可以包括背景,以及器官和/病变。在一个示例中,目标图像中包括的目标对象的类别可以包括背景,以及胃、肝和肺等器官中的一者或多者。在又一示例中,目标图像中包括的目标对象的类别可以包括背景,以及胃、肝和肺等器官中的病变

部分中的一个或多个。在又一示例中，目标图像中包括的目标对象的类别可以包括背景，以及胃、肝中的病变部分。

对目标图像进行分割就是将目标图像中分属不同类别的像素点区域分开。例如，将前景区域（例如胃等器官所在区域，或者胃中病变部分所在区域等）和背景区域分开。

又如，将胃所在区域与肝所在区域与背景区域分开。或者，将脑干所在区域与小脑所在区域与大脑所在区域与背景区域分开。

目标图像的分割结果可以用于识别目标图像中每个像素点所属的类别，以及所述该类别的概率。目标图像的分割结果可以包括多个概率图。每个概率图对应一个类别。任一类别的概率图可以表征目标图像中各像素点属于该类别的概率。

第一分割结果可以表示修正前的初始分割结果，即所述第一分割结果表征修正前所述目标图像中各像素点属于各类别的概率。第一分割结果可以为目标图像的任一分割结果。第一分割结果可以通过相关技术中的图像分割方法得到的分割结果，也可以是通过本公开实施例图 4 提供的图像分割方法得到的分割结果，还可以是本公开实施例后续步骤 S15 得到的修正后的分割结果（即第二分割结果）。本公开实施例对第一分割结果的获取方式和途径不做限制。

在一些实施例中，所述第一分割结果包括多个第一概率图，每个第一概率图对应一个类别，所述第一概率图表征修正前所述目标图像中各像素点属于该第一概率图对应类别的概率。

在本公开实施例中，第一分割结果表示的是修正前的初始分割结果，相应的，任一类别的第一概率图可以表征修正前目标图像中各像素点属于该类别的概率。在一些实施例中，第一概率图可以为二值图，即任一类别的概率图中各像素点对应位置的取值可以为 0 和 1 中的一个。以 A 类别的概率图为例，A 类别的概率图中某个位置的取值为 1 时，表征目标图像中该位置对应像素点属于 A 类别的概率为 100%；A 类别的概率图中某个位置的取值为 0 时，表征目标图像中该位置对应像素点属于 A 类别的概率为 0。在这种情况下，基于任一类别的第一概率图可以将目标图像中属于该类别的像素点区域和不属于该类别的像素点区域分开。例如，基于 A 类别的第一概率图可以将目标图像中属于 A 类别的像素点区域和不属于 A 类别的像素点区域分开。在一个示例中，目标图像中与 A 类别的概率图中取值为 1（即概率为 100%）的位置区域相对应的像素点区域中的每个像素点属于 A 类别，目标图像中与 A 类别的概率图中取值为 0 的（即概率为 0）的位置区域对应的像素点区域中的每个像素点不属于 A 类别。

图 2 示出根据本公开实施例的第一分割结果的一个示例。如图 2 所示，目标图像(a)中的第一分割结果包括两个第一概率图，分别为前景类别的第一概率图(b)和背景类别的第一概率图(d)。在前景类别的第一概率图中，与目标图像中属于前景类别的像素点区域对应的像素点区域中每个像素点的取值为 1（即图 2 所示的 CL1 所指示的区域中每个像素点的取值为 1），与目标图像中不属于前景类别（即属于背景类别）的像素点区域对应的像素点区域中每个像素点的取值为 0（即图 2 所示的 CL2 所指示的区域中每个像素点的取值为 0）。在背景类别的第一概率图中，与目标图像中属于背景类别的像素点区域对应像素点区域中每个像素点的取值为 1（即图 2 所示的 CL2' 所指示的区域中每个像素点的取值为 1），与目标图像中不属于背景类别（即属于前景类别）的像素点区域对应像素点区域中每个像素点的取值为 0（即图 2 所示的 CL1' 所指示的区域中每个像素点的取值为 0）。

在一些实施例中，可视化显示目标图像的第一分割结果。在一个示例中，可以根据第一分割结果将目标图像中各个类别的像素点区域标记出来，例如可以通过闭合的标记线将不同类别的像素点区域分开。如图 2 所示，可以通过一条闭合的标记线（L1）将目

标图像中属于前景类别的像素点区域和属于背景类别的像素点区域分开。在存在三个或三个以上的类别的情况下，还可以通过不同颜色的标记线进行区分。本公开实施例中，还可以通过其他方式可视化显示目标图像的第一分割结果，对此本公开不做限制。

通过可视化显示目标图像的第一分割结果，可方便用户对第一分割结果进行修正。

5 在步骤 S12 中，用户在发现第一分割结果中存在误分区域时，可以执行修正操作。用户可以首先确定误分区域的正确类别，即待修正类别。然后，在目标图像上添加待修正类别的修正点。这样，在接收到针对第一分割结果的修正操作的情况下，可以获取到至少一个修正点以及与所述至少一个修正点对应的待修正类别。

10 在本公开实施例中，待修正类别可以有一个或多个，用户可以为每个待修正类别添加一个或多个修正点。举例来说，第一分割结果包括两个第一概率图，两个第一概率图对应的类别分别为前景类别和背景类别。用户在发现第一分割结果将部分属于前景类别的像素点区域误分成了背景类别时，可以将前景类别确定为待修正类别，并在目标图像上添加一个或多个前景类别的修正点，从而进行误分区域的修正。用户在发现第一分割结果将部分属于前景类别的像素点区域误分成背景类别，并将部分属于背景类别的像素点区域误分成了前景类别时，可以将前景类别和背景类别均确定为待修正类别，并在目标图像上分别添加一个或多个前景类别的修正点和一个或多个背景类别的修正点，从而进行误分区域的修正。图 3 示出根据本公开实施例的修正示意图。如图 3 所示，用户在目标图像 (a) 上分别添加了前景类别的修正点 (P1，黑色区域) 和背景类别的修正点 (P2，白色区域)。

20 需要说明的是，不同待修正类别的修正点可以通过不同的颜色进行区分。一个修正点代表是一个像素点区域而不是一个像素点。在一个示例中，修正点可以为一个圆形的像素点区域，也可以为矩形的像素点区域，还可以是由圆形的像素点区域和/或矩形的像素点区域组合而成的像素点区域。本公开实施例对修正点的形状不做限制。

25 在步骤 S13 中，可以根据获取的修正点以及修正点对应的待修正类别对第一分割结果进行修正，得到第二分割结果。

第二分割结果可以表示修正后的分割结果。第二分割结果可以根据多个第二概率图确定。其中，每个第二概率图对应一个第一概率图。任一类别的第二概率图可以表征修正后目标图像中各像素点属于该类别的概率。

30 在一些实施例中，步骤 S13 可以包括根据所述目标图像的每个像素点与所述修正点之间的相似度，确定所述待修正类别的修正图；根据所述待修正类别的修正图对所述待修正类别的第一概率图进行修正，得到所述待修正类别的第二概率图；根据所述待修正类别的第二概率图，确定所述目标图像的第二分割结果。其中，所述待修正类别的第二概率图表征修正后所述目标图像中各像素点属于待修正类别的概率。

35 针对每个待修正类别，可以根据目标图像的每个像素点与该待修正类别的修正点之间的相似度，确定该待修正类别的修正图。在本公开实施例中，修正点是由用户提供的，修正点对应的待修正类别就是修正点对应像素点区域的正确类别。因此，修正点可以作为目标图像中各像素点分类的参考。在目标图像的一个像素点与修正点之间的相似度较大的情况下，表明该像素点与修正点属于同一类别的概率较大。在目标图像的一个像素点与修正点之间的相似度较小的情况下，表明该像素点与修正点属于同一类别的概率较小。因此，根据目标图像的像素点与修正点之间的相似度，确定的待修正类别的修正图可以作为用户提供的先验概率图，从而对第一分割结果中的误分区域进行修正。

40 在一些实施例中，根据所述目标图像的每个像素点与所述修正点之间的相似度，确定所述待修正类别的修正图可以包括：对所述目标图像的每个像素点相对于所述修正点的测地线距离进行指数变换，得到所述待修正类别的修正图。

测地线距离可以较好地地区分不同类别的相邻像素点,从而提高均匀区域的标签一致性。指数变换可以适度地限制编码映射的有效区域,突出目标对象。在本公开实施例中,对目标图像的每个像素点相对于所述修正点的测地线距离进行指数变换,可以得到目标图像的每个像素点的指数化测地线距离。由目标图像的所有像素点的指数化测地线距离,可以得到修正点对应待修正类别的修正图。指数化测地线距离的取值属于[0, 1],这样可以方便后续修正图与第一概率图之间的融合。

在本公开实施例中,可以采用相关技术中确定测地线距离的方法计算目标图像的每个像素点相对于所述修正点的测地线距离。在一个示例中,可以通过公式(1)计算目标图像的每个像素点相对于所述修正点的测地线距离。

$$D_{geo(i,j,I)} = \min_{p(n) \in P_{i,j}} \int_0^1 \|\nabla I(p(n)) \cdot v(n)\| dn \quad (1);$$

其中, I 表示目标图像, i 表示目标图像中的像素点, j 表示参考点中的像素点, $D_{geo(i,j,I)}$ 表示目标图像 I 中的像素点 i 相对于修正点中的像素点 j 的测地线距离。 $P_{i,j}$ 表示像素点 i 和像素点 j 之间所有路径的集合, $p(n)$ 表示 $P_{i,j}$ 中的任一路径, $\nabla I(p(n))$ 表示目标图像 I 在 $p(n)$ 方向上的梯度, $v(n)$ 表示与路径 $p(n)$ 相切的单位向量。 $\int \dots dn$ 表示积分运算, min 表示取最小值的运算。

在得到目标图像的每个像素点相对于所述修正点的测地线距离之后,可以通过公式(2)对测地线距离进行指数变换。

$$Edg(i,j,I) = e^{-\min_{j \in S_s} D_{geo(i,j,I)}} \quad (2);$$

其中, i、j、I、 $D_{geo(i,j,I)}$ 和 min 的含义可以参照公式(1),这里不再赘述。 S_s 表示目标图像中属于参考点的像素点的集合, e 表示自然常数。 $Edg(i,j,I)$ 表示指数化测地线距离。

如图3所示,对目标图像(a)的每个像素点相对于前景类别的修正点(P1)的测地线距离进行指数变换,可以得到前景类别的修正图(c);对目标图像的每个像素点相对于背景类别的修正点(P2)的测地线距离进行指数变换,可得到背景类别的修正图(e)。

相关技术中采用欧式距离、高斯距离和测地线距离等对用户提供的修正点进行编码,从而对第一分割结果进行修正的情况下,需要对神经网络进行训练,需要的时间较长,修正效率较低。同时,神经网络的泛化能力限制其处理未见过的类别的能力较差。而本公开实施例中,采用指数化测地距离对用户提供的修正点进行编码,从而对第一分割结果进行修正,整个修正过程中不涉及神经网络的修正过程,节省了时间,提高了修正的效率。

针对任一待修正类别,可以根据该待修正类别的修正图对该修正类别的第一概率图进行修正,得到该待修正类别的第二概率图。

在本公开实施例中,待修正类别的修正图和第一概率图均代表了目标图像中每个像素点为待修正类别的概率。考虑到待修正类别的修正图是用户提供的先验概率图,因此,可以采用修正图中的概率对同类别第一概率图中的概率进行修正。

在一些实施例中,根据所述待修正类别的修正图对所述待修正类别的第一概率图进行修正,得到所述待修正类别的第二概率图可以包括:针对所述目标图像的每个像素点,在所述像素点的第一取值大于第二取值的情况下,将所述第一取值确定为所述待修正类别的第二概率图中所述像素点对应位置的值,得到所述待修正类别的第二概率图,所述

第一取值为所述待修正类别的修正图中所述像素点对应位置的取值,所述第二取值为所述待修正类别的第一概率图中所述像素点对应位置的取值。

针对目标图像中的任一像素点,将待修正类别的修正图中该像素点对应位置的取值确定为该像素点的第一取值,将待修正类别的第一概率图中该像素点对应位置的取值确定为该像素点的第二取值。由此可见,像素点的第一取值可以表示用户提供的像素点属于待修正类别的先验概率,像素点的第二取值可以表示像素点属于待修正类别的初始概率。在像素点的第一取值大于像素点的第二取值时,表明像素点的分类可能出现错误,可以对该像素点属于待修正类别的概率进行修正。在像素点的第一取值小于或者等于像素点的第二取值时,表明像素点的分类没有问题,不用进行修正。

如图3所示,可以根据前景类别的修正图(c)对前景类别的第一概率图(b)进行修正,得到前景类别的第二概率图(f);根据背景类别的修正图(e)对背景类别的第一概率图(d)进行修正,得到背景类别的第二概率图(g)。在一个示例中,可以通过公式(3)得到前景类别的第二概率图和背景类别的第二概率图。

$$\begin{cases} F_f = \max_{i \in I} \{E_f, P_f\} \\ F_b = \max_{i \in I} \{E_b, P_b\} \end{cases} \quad (3);$$

参照公式(3),针对前景类别,在目标图像I中的像素点i的第一取值(即前景类别的修正图 E_f 中与像素点i对应的位置的值)和第二取值(即前景类别的第一概率图 P_f 中与像素点i对应的位置的值)中取最大值,作为第二概率图中像素点i对应位置的值,从而得到前景类别的第二概率图 F_f 。针对背景类别,在目标图像的像素点i的第一取值(即背景类别的修正图 E_b 中与像素点i对应的位置的值)和第二取值(即背景类别的第一概率图 P_b 中与像素点i对应的位置的值)中取最大值,作为第二概率图中像素点i对应位置的值,从而得到背景类别的第二概率图 F_b 。

在本公开实施例中,采用最大值的修正策略使得修正过程发生的目标图像的局部区域,减少了计算量。而相关技术中,通过训练神经网络的方式进行修正时,由于网络具有不确定性,可能造成修正操作的影响范围较大,干扰分类正确的像素点的分类结果。

在一些实施例中,根据待修正类别的第二概率图,确定所述目标图像的第二分割结果可以包括:根据所述待修正类别的第二概率图以及未修正类别的第一概率图,确定所述目标图像的第二分割结果,所述未修正类别表示所述多个第一概率图对应的类别中除所述待修正类别以外的类别。

在一个示例中,第一分割结果包括前景类别的第一概率图和背景类别的第一概率图。在接收到前景类别的修正点的情况下,可以确定前景类别为待修正类别,背景类别为未修正类别。在步骤S13和步骤S14中,可以根据目标图像的每个像素点与前景类别的修正点之间的相似度,确定前景类别的修正图,然后根据前景类别的修正图对前景类别的第一概率图进行修正,得到前景类别的第二概率图。在步骤S15中,可以根据前景类别的第二概率图和背景类别的第一概率图,确定目标图像的第二分割结果。

在公式(3)的基础上,在前景类别为待修正类别,背景类别为未修正类别的情况下,可以通过公式(4)得到前景类别的第二概率图和背景类别的第二概率图。

$$\begin{cases} F_f = \max_{i \in I} \{E_f, P_f\} \\ F_b = P_b \end{cases} \quad (4);$$

在公式(4)的基础上,在前景类别为未修正类别,背景类别为待修正类别的情况下,可以通过公式(5)得到前景类别的第二概率图和背景类别的第二概率图。

$$\begin{cases} F_f = P_f \\ F_b = \max_{i \in I} \{E_b, P_b\} \end{cases} \quad (5);$$

5 在一些实施例中,根据待修正类别的第二概率图,确定所述目标图像的第二分割结果可以包括:在不存在未修正类别的情况下,根据所有待修正类别的第二概率图,确定目标图像的第二分割结果。

10 在一个示例中,第一分割结果对应前景类别和背景类别。在接收到前景类别的修正点以及背景类别的修正点的情况下,可以确定前景类别和背景类别均为待修正类别。在步骤 S13 和步骤 S14 中,可以根据目标图像的每个像素点与前景类别的修正点之间的相似度,确定前景类别的修正图,根据目标图像的每个像素点与背景类别的修正点之间的相似度,确定背景类别的修正图,然后分别根据前景类别的修正图和背景类别的修正图对前景类别的第一概率图和背景类别的第一概率图进行修正,得到前景类别的第二概率图和背景类别的第二概率图。在步骤 S15 中,可以根据前景类别的第二概率图和背景类别的第二概率图,确定目标图像的第二分割结果。

15 在一些实施例中,可以采用公式(6)进行归一化处理。

$$R_f, R_b = \text{softmax}(F_f, F_b) \quad (6);$$

20 通过引入 softmax 确保了 R_f 和 R_b 之和是 1。之后可以将 R_f 和 R_b 集成到一个条件随机场,通过最大流最小割的方式求解得到目标图像的第二分割结果。条件随机场的求解方式可以使用相关技术中的求解方式,这里不再赘述。如图 3 所示,前景类别的第二概率图(f)和背景类别的第二概率图(g)归一化处理并集成到一个条件随机场后,通过最大流最小割的方式求解得到目标图像的第二分割结果,即最终图像(h)。

图 4 示出根据本公开实施例的图像分割方法的流程图。如图 4 所示,所述方法还可以包括:

25 步骤 S14,在接收到针对原始图像中目标对象的分割操作的情况下,获取针对所述目标对象的多个标注点。

步骤 S15,根据所述多个标注点确定所述目标对象的边界框。

步骤 S16,基于所述目标对象的边界框对所述原始图像进行剪切,得到所述目标图像。

30 步骤 S17,分别获取所述目标图像中所述目标对象对应类别和背景类别的第一概率图。

步骤 S18,根据所述目标图像中目标对象对应类别的第一概率图和所述背景类别的第一概率图,确定所述目标图像的第一分割结果。

35 在本公开实施例中,通过为目标对象添加标注点,可以得到包括目标对象的目标图像,根据目标对象对应类别的第一概率图和背景类别的第一概率图可以得到目标图像的第一分割结果。

40 在步骤 S14 中,原始图像可以表示用户输入的图像。原始图像可以包括医学图像。分割操作可以表示用于对原始图像进行图像分割的操作。在本公开实施例中,用户可以通过在原始图像中添加标注点来执行分割操作。在一个示例中,用户可以首先确定目标对象的类别,然后在原始图像中添加该类别的标注点。本公开实施例中,用户添加的多个标注点可以位于目标对象轮廓的附近,由这多个标注点所确定的边界框应该覆盖目标对象所在的区域,以便于在步骤 S15 中确定出边界框。举例来说,对于二维原始图像中

的目标对象，可以添加三个或者四个标注点；对于三维原始图像中的目标对象，可以添加五个或者六个标注点。

在步骤 S16 中，可以基于所述目标对象的边界框对所述原始图像进行剪切，得到待分割的目标图像。通过裁剪出目标图像，可以突出目标对象所在的区域，减少其他区域对目标对象的干扰。

在步骤 S17 中，可以分别获取所述目标图像中所述目标对象和背景类别的第一概率图。在用户为目标对象添加标注点后，目标图像中的像素点被分为了属于目标对象对应类别的像素点和不属于目标对象对应类别（即属于背景类别）的像素点。因此，可以分别获取目标对象对应类别的第一概率图和背景类别的第一概率图。

在步骤 S18 中，可以根据目标图像中目标对象对应类别的第一概率图和背景类别的第一概率图，确定目标图像的第一分割结果。这样，第一分割结果包括目标对象对应类别和背景类别，以及目标对象对应类别的第一概率图和背景类别的第一概率图。

在本公开实施例中，为了获取目标对象对应类别的第一概率图和所述背景类别的第一概率图，可以训练一个卷积神经网络，采用训练完成的卷积神经网络获取目标对象对应类别的第一概率图和所述背景类别的第一概率图。

在一些实施例中，分别获取所述目标图像中所述目标对象对应类别和背景类别的第一概率图可以包括：对所述目标图像的每个像素点相对于所述标注点的测地线距离进行指数变换，得到所述标注点的编码图；将所述目标图像和所述标注点的编码图输入所述卷积神经网络，得到所述目标对象对应类别的第一概率图和所述背景类别的第一概率图。

其中，卷积神经网络可以为任何能够提取各类别概率图的卷积神经网络，本公开实施例对卷积神经网络的结构不做限制。标注点的编码图和目标图像为该卷积神经网络的两个通道的输入。卷积神经网络的输出为各类别的概率图，为标注点对应的目标对象对应类别的概率图以及背景类别的概率图。

本公开实施例，可以通过卷积神经网络快速有效的对目标图像进行分割，用户通过较少的时间和较少的交互即可得到与相关技术相同的分割效果。

在一些实施例中，训练卷积神经网络可以包括：在获取到样本图像的情况下，根据所述样本图像的标签图，为训练对象生成多个边缘点，所述标签图用于指示所述样本图像中每个像素点所属的类别；根据所述多个边缘点确定所述训练对象的边界框；基于所述训练对象的边界框对所述样本图像进行剪切，得到训练区域；对所述训练区域的每个像素点相对于所述边缘点的测地距离进行指数变换，得到所述边缘点的编码图；将所述训练区域和所述边缘点的编码图输入待训练的卷积神经网络，得到所述训练区域中所述训练对象对应类别的第一概率图和背景类别的第一概率图；根据所述训练区域中所述训练对象对应类别的第一概率图和背景类别的第一概率图，以及所述样本图像的标签图，确定损失值；根据所述损失值更新所述待训练的卷积神经网络的参数。

其中，样本图像的标签图可以用于指示样本图像中每个像素点所属的类别。在一个示例中，样本图像中属于训练对象（例如肺）对应类别的像素点，对应标签图中的取值为 1，样本图像中属于不属于训练对象对应类别（例如属于背景类别）的像素点，对应标签图中的取值为 0。这样，根据标签图可以获得样本图像中训练对象的轮廓的位置（即标签图中 0 和 1 的交界处）。

在本公开实施例中，可以根据所述样本图像的标签图，为训练对象生成多个边缘点。本公开实施例可以采用相关技术中的方法生成边缘点，本公开实施例对生成边缘点的方法不做限制，但是生成的边缘点需要位于训练对象轮廓的附近，根据这些边缘点确定的边界框所在区域需要覆盖样本图像中所述训练对象所在区域。

在一个示例中，对于二维样本图像中的训练对象，可以生成三个或者四个用于确定边界框的边缘点；对于三维样本图像中的训练对象，可以生成五个或者六个用于确定边界框的边缘点。在一个示例中，除用于确定边界框的边缘点之外，还可以根据标签图随机抽取 n (n 可以为从 0 到 5 的随机数) 个边缘点来提供更多的形状信息。为了避免所有的边缘点位于轮廓的一边，可以以 3 像素点为半径展开边缘点，使得边缘点为一个像素点区域而不是一个像素点。为了在裁剪后的训练区域中包含上下文信息，可以将边界框放宽几个像素点，即使得根据这些边缘点确定的边界框所在区域覆盖样本图像中所述训练对象所在区域且大于样本图像中所述训练对象所在区域。

在基于训练对象的边界框从样本图像中裁剪出训练区域后，可以对训练区域的每个像素点相对于边缘点的测地距离进行指数变换，得到边缘点的编码图。图 5a 示出样本图像的一个示例。如图 5a 所示，根据边缘点 (P3) 确定边界框 (L2) 后，可以按照边界框 (L2) 从样本图像中裁剪出训练对象所在的训练区域。图 5b 示出基于欧式距离的边缘点的编码图的一个示例。图 5b 所示的编码图是根据图 5a 所示的训练区域的每个像素点相对于边缘点 (P3) 的欧式距离确定的。图 5c 示出基于高斯距离的边缘点的编码图的一个示例。图 5c 所示的编码图是根据图 5a 所示的训练区域的每个像素点相对于边缘点 (P3) 的高斯距离确定的。图 5d 示出基于测地线距离的边缘点的编码图的一个示例。图 5d 所示的编码图是根据图 5a 所示的训练区域的每个像素点相对于边缘点 (P3) 的测地线距离确定的。图 5e 示出基于指数化测地线距离的边缘点的编码图的一个示例。图 5e 所示的编码图是根据图 5a 所示的训练区域的每个像素点相对于边缘点 (P3) 的指数化测地线距离确定的。通过比较图 5b、图 5c、图 5d 和图 5e 所示的编码图可见，指数化测地线距离能够突出显示训练对象。之后，可以将训练区域和边缘点的编码图作为待训练的卷积神经网络的两通道输入，得到所述训练区域中所述训练对象对应类别的第一概率图和背景类别的第一概率图。最后，根据所述训练区域中所述训练对象对应类别的第一概率图和背景类别的第一概率图，以及所述样本图像的标签图，确定损失值；根据所述损失值更新所述待训练的卷积神经网络的参数。需要说明的是，本公开实施例对确定损失值时采用的损失函数不做限制。

本公开实施例中，利用边缘点引导卷积神经网络来提高网络的稳定性和泛化性，提高了算法实时性和泛化性，只需少量的训练数据就可以得到很好的分割效果，且可以处理未见过的分割目标。相关技术中，采用点击前景、背景或画框极端点的方式。画点画线画框效率太低，难以起到指导作用，且很难处理不规则形状，难以处理没见过的类别。

本公开实施例中，通过利用测地线距离和指数变换来实现对边缘点的编码，既能够显著突出训练对象所在区域，又可在不设置参数的情况下，即可指导卷积神经网络的训练。相关技术中，采用欧式距离、高斯距离和测地线距离对用户交互进行编码，欧式距离和高斯距离只考虑了像素点空间距离缺乏文本信息，测地线距离只考虑了文本信息，但是影响范围太大，难以起到精确的指导。

应用示例

图 6 示出根据本公开实施例的图像分割方法的实施流程示意图。如图 6 所示，以脾脏的 CT (Computer tomography, 电子计算机体层摄影) 图像作为原始图像 (m)，脾脏作为目标对象为例。如图 6 所示，分割过程包括两个阶段，第一个阶段获取第一分割结果，第二阶段对第一分割结果进行修正，得到第二分割结果。

在第一阶段中：用户通过在 CT 图像中添加四个脾脏类别的标注点 (P4)，执行针对 CT 图像中脾脏的分割操作。在接收到该分割操作的情况下，可以获取针对脾脏的四个标注点，根据这四个标注点确定脾脏的边界框 (L2)，基于脾脏的边界框对 CT 图像进行剪切，得到未处理的目标图像 (a)。对未处理的目标图像 (a) 的每个像素点相对

于标注点的测地线距离进行指数变换,得到标注点的编码图(n)。将未处理的目标图像(a)和标注点的编码图(n)输入卷积神经网络,得到前景类别(即脾脏对应类别)的第一概率图(b)和背景类别的第一概率图(d)。根据前景类别的第一概率图(b)和背景类别的第一概率图(d)可以得到目标图像(a)的第一分割结果。图6中采用目标图像(a)中的标记线(L1)可视化显示了目标图像(a)的第一分割结果。

此时,第一分割结果包括前景类别的第一概率图(b)和背景类别的第一概率图(d)。可视化显示目标图像的第一分割结果时,用户可以将目标图像(a)中标记线L1内部的区域看做是CT图像中脾脏所在的区域。

在第二阶段中:用户发现目标图像(a)中存在误分区域,一部分属于脾脏的像素点被误分为背景类别,一部分属于背景的像素点被误分为了前景类别。用户可通过添加前景类别的修正点(P1)执行针对前景的修正操作,添加背景类别的修正点(P2)执行针对背景的修正操作。在接收到上述修正操作的情况下,可将前景类别和背景类别均确定为待修正类别,并分别获取前景类别的修正点和背景类别的修正点(即P1和P2)。对目标图像(a)的每个像素点相对于前景类别的修正点(P1)的测地线距离进行指数变换,得到前景类别的修正图(c);对目标图像的每个像素点相对于背景类别的修正点(P2)的测地线距离进行指数变换,得到背景类别的修正图(e)。根据前景类别的修正图(c)对前景类别的第一概率图(b)进行修正,得到前景类别的第二概率图(f);根据背景类别的修正图(e)对背景类别的第一概率图(d)进行修正,得到背景类别的第二概率图(g)。根据前景类别的第二概率图(f)和背景类别的第二概率图(g)可以得到目标图像(a)的第二分割结果。图6中采用最终图像(h)中新的标记线(L3)可视化显示了目标图像(a)的第二分割结果。此时,第二分割结果包括前景类别的第二概率图(f)和背景类别的第二概率图(g)。可视化显示目标图像的第二分割结果时,用于可以将最终图像(h)中新的标记线(L3)内部的区域看作CT图像中脾脏所在区域。

在本公开实施例中,标注人员在从医学图像中分割病灶和/或器官(例如脾脏)时,仅需要在医学图像中按照病灶和/或器官的轮廓添加少量的标注点即可从得到病灶和/或器官所在的区域,帮助标注人员减少标注时间和交互量,从而快速有效的对医学图像进行分割和标注。在标注人员发现存在误分区域时,仅需要在初始的分割结果的基础上,添加少量的修正点,即可完成分割结果的修正,快速有效的提高了分割的准确性。直观且准确的分割结果,可以帮助医生进行诊断和治疗。

图7示出根据本公开实施例的图像分割装置的框图。如图7所示,装置20可以包括:第一获取模块21,配置为获取目标图像的第一分割结果,所述第一分割结果表征修正前所述目标图像中各像素点属于各类别的概率;第二获取模块22,配置为获取至少一个修正点以及与所述至少一个修正点对应的待修正类别;修正模块23,配置为根据所述至少一个修正点以及所述待修正类别对所述第一分割结果进行修正,得到第二分割结果。

在本公开实施例中,可以将用户提供的修正点作为先验知识,对初始的分割结果中的误分区域进行修正,得到修正后的分割结果,通过少量的用户交互实现了高效、简便的误分区域处理,提高图像分割的实时性和准确性。

在一些实施例中,所述第一分割结果包括多个第一概率图,每个第一概率图对应一个类别,所述第一概率图表征修正前所述目标图像中各像素点属于该第一概率图对应类别的概率,所述修正模块23包括:第一确定模块,配置为根据所述目标图像的每个像素点与所述修正点之间的相似度,确定所述待修正类别的修正图;获得模块,配置为根据所述待修正类别的修正图对所述待修正类别的第一概率图进行修正,得到所述待修正类别的第二概率图,所述待修正类别的第二概率图表征修正后所述目标图像中各像素点

属于待修正类别的概率；第二确定模块，配置为根据所述待修正类别的第二概率图，确定所述目标图像的第二分割结果。

5 在一些实施例中，第二确定模块，还配置为：根据所述待修正类别的第二概率图以及未修正类别的第一概率图，确定所述目标图像的第二分割结果，所述未修正类别表示所述多个第一概率图对应的类别中除所述待修正类别以外的类别。

在一些实施例中，所述第一确定模块，还配置为对所述目标图像的每个像素点相对于所述修正点的测地线距离进行指数变换，得到所述待修正类别的修正图。

10 在一些实施例中，所述获得模块，还配置为针对所述目标图像的每个像素点，在所述像素点的第一取值大于第二取值的情况下，将所述第一取值确定为所述待修正类别的第二概率图中所述像素点对应位置的值，得到所述待修正类别的第二概率图，所述第一取值为所述待修正类别的修正图中所述像素点对应位置的取值，所述第二取值为所述待修正类别的第一概率图中所述像素点对应位置的取值。

15 在一些实施例中，所述装置 20 还包括：第三获取模块，配置为在接收到针对原始图像中目标对象的分割操作的情况下，获取针对所述目标对象的多个标注点；第三确定模块，配置为根据所述多个标注点确定所述目标对象的边界框；剪切模块，配置为基于所述目标对象的边界框对所述原始图像进行剪切，得到所述目标图像；第四获取模块，配置为分别获取所述目标图像中所述目标对象对应类别和背景类别的第一概率图；第四确定模块，配置为根据所述目标图像中目标对象对应类别的第一概率图和所述背景类别的第一概率图，确定所述目标图像的第一分割结果。

20 在一些实施例中，所述目标对象对应类别的第一概率图和所述背景类别的第一概率图通过卷积神经网络获取，所述第四获取模块，包括：第一获得子模块，配置为对所述目标图像的每个像素点相对于所述标注点的测地线距离进行指数变换，得到所述标注点的编码图；第二获得子模块，配置为将所述目标图像和所述标注点的编码图输入所述卷积神经网络，得到所述目标对象对应类别的第一概率图和所述背景类别的第一概率图。

25 在一些实施例中，所述装置 20 还包括：训练模块，配置为训练所述卷积神经网络；所述训练模块，包括：生成子模块，配置为在获取到样本图像的情况下，根据所述样本图像的标签图，为训练对象生成多个边缘点，所述标签图用于指示所述样本图像中每个像素点所属的类别；第一确定子模块，配置为根据所述多个边缘点确定所述训练对象的边界框；剪切子模块，配置为基于所述训练对象的边界框对所述样本图像进行剪切，得到训练区域；变换子模块，配置为对所述训练区域的每个像素点相对于所述边缘点的测地距离进行指数变换，得到所述边缘点的编码图；第三获得子模块，配置为将所述训练区域和所述边缘点的编码图输入待训练的卷积神经网络，得到所述训练区域中所述训练对象对应类别的第一概率图和背景类别的第一概率图；第二确定子模块，配置为根据所述训练区域中所述训练对象对应类别的第一概率图和背景类别的第一概率图，以及所述样本图像的标签图，确定损失值；更新子模块，配置为根据所述损失值更新所述待训练的卷积神经网络的参数。

30 在一些实施例中，根据所述多个边缘点确定的边界框所在区域覆盖所述样本图像中所述训练对象所在区域。在一些实施例中，所述目标图像包括医学图像，所述各类别包括背景，以及器官和/或病变。在一些实施例中，所述医学图像包括磁共振图像和/或电子计算机断层扫描图像。

40 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。

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。

本公开实施例还提出一种电子设备，包括：处理器；配置为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。

5 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，在计算机可读代码在电子设备上运行的情况下，所述电子设备中的处理器执行配置为实现如上任一实施例提供的图像分割方法的指令。

本公开实施例还提供了另一种计算机程序产品，配置为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。

10 电子设备可以被提供为终端、服务器或其它形态的设备。

图8示出根据本公开实施例的一种电子设备800的框图。例如，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。

参照图8，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804，15 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。

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20 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。

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配置为在电子设备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25 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。

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30 件。

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35 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。在电子设备800处于操作模式，如拍摄模式或视频模式的情况下，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。

40 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)，在电子设备800处于操作模式，如呼叫模式、记录模式和语音识别模式的情况下，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，配置为输出音频信号。

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。

5 传感器组件 814 包括一个或多个传感器，配置为为电子设备 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
10 件 814 还可以包括光传感器，如 CMOS 或 CCD 图像传感器，配置为在成像应用中使用。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。

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 WiFi，2G 或 3G，或它们的组合。
15 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。

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)、
20 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。

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。图 9 示出根据本公开实施例的一种电子设备 1900 的框图。例如，电子设备 25 1900 可以被提供为一服务器。参照图 9，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。
30

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 Windows ServerTM，Mac OS XTM，UnixTM，LinuxTM，FreeBSDTM 或类似。
35

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。

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，其上载有配置为使处理器实现本公开的各个方面的计算机可读程序指令。

40 计算机可读存储介质可以是可以保持和存储由指令执行设备使用的指令的有形设备。计算机可读存储介质例如可以是一——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、通过波导或者其他传输媒介传播的电磁波 (例如, 通过
5 光纤电缆的光脉冲)、或者通过电线传输的电信号。

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
10 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。

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
15 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
20 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。

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。

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
30 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造品, 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。

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。

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配置为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
40

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。

该计算机程序产品可以通过硬件、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
5 体现为软件产品，例如软件开发包（Software Development Kit, SDK）等等。

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。
10

工业实用性

本实施例中，由于电子设备考虑到对目标图像进行图像分割，得到对误分区域进行修正的分割结果，使得通过少量的用户交互实现了高效、简便的误分区域处理，提高图像分割的实时性和准确性。

15