

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2019 年 11 月 21 日 (21.11.2019)



(10) 国际公布号
WO 2019/218136 A1

(51) 国际专利分类号:
G06T 7/11 (2017.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2018/086832

(22) 国际申请日: 2018 年 5 月 15 日 (15.05.2018)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(71) 申请人: 深圳大学(SHENZHEN UNIVERSITY) [CN/CN]; 中国广东省深圳市深圳大学南校区计算机与软件学院, Guangdong 518060 (CN)。

(72) 发明人: 林迪(LIN, Di); 中国广东省深圳市深圳大学南校区计算机与软件学院, Guangdong 518060 (CN)。 黄惠(HUANG, Hui); 中国广东省深圳市深圳大学南校区计算机与软件学院, Guangdong 518060 (CN)。

(74) 代理人: 广州华进联合专利商标代理有限公司 (ADVANCE CHINA IP LAW OFFICE); 中国广东省广州市天河区珠江东路6号4501房 (部位: 自编01-03和08-12单元) (仅限办公用途), Guangdong 510623 (CN)。

(81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW。

(54) Title: IMAGE SEGMENTATION METHOD, COMPUTER DEVICE, AND STORAGE MEDIUM

(54) 发明名称: 图像分割方法、计算机设备和存储介质

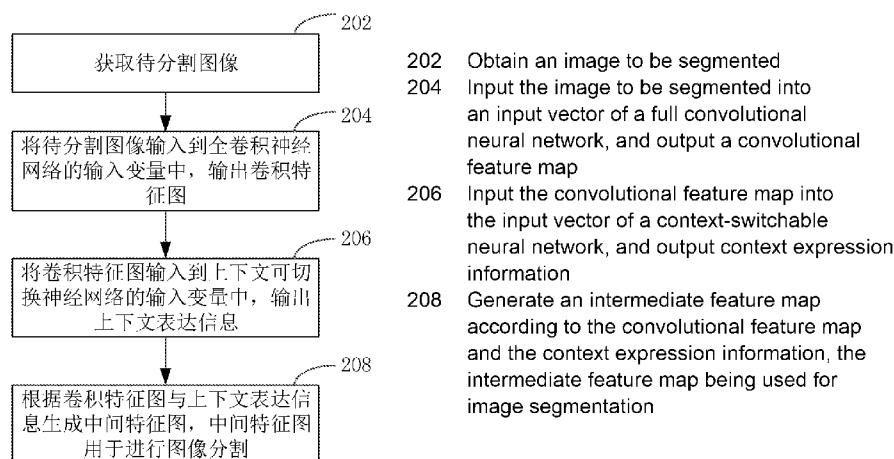


图 2

(57) Abstract: An image segmentation method, a computer device, and a storage medium. The method comprises: obtaining an image to be segmented, inputting the image to be segmented into an input vector of a full convolutional neural network, outputting a convolutional feature map, inputting the convolutional feature map into the input vector of a context-switchable neural network, outputting context expression information, and generating an intermediate feature map according to the convolutional feature map and the context expression information, the intermediate feature map being used for image segmentation.

(57) 摘要: 一种图像分割方法、计算机设备和存储介质。所述方法包括: 获取待分割图像, 将待分割图像输入到全卷积神经网络的输入变量中, 输出卷积特征图, 将卷积特征图输入到上下文可切换神经网络的输入变量中, 输出上下文表达信息, 根据卷积特征图与上下文表达信息生成中间特征图, 中间特征图用于进行图像分割。

(84) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

图像分割方法、计算机设备和存储介质

技术领域

本申请涉及图像处理技术领域，特别是涉及一种图像分割方法、计算机设备和存储介质。

5 背景技术

随着图像处理技术的发展，图像分割是图像处理技术领域中重要的一部分，而机器学习在图像处理技术领域中发挥着重要的作用。深度数据可以提供图像中的几何信息，且深度数据中包含有大量的对图像分割有用的信息，通过将深度图像编码为三维的三种不同通道的图像，再使用颜色和编码后的
10 图像作为输入来训练卷积神经网络，用以计算图像的分割特征，就可以实现图像的分割。

然而，目前的这种通过卷积神经网络实现图像分割的方式中，卷积神经网络的输出会丢失深度数据中包含的大部分对图像分割有用信息，存在图像分割精确度差的问题。

15

发明内容

根据本申请的各种实施例，提供一种图像分割方法、计算机设备和存储介质。

一种图像分割方法，所述方法包括：

20

获取待分割图像；

将所述待分割图像输入到全卷积神经网络的输入变量中，输出卷积特征图；

将所述卷积特征图输入到上下文可切换神经网络的输入变量中，输出上

下文表达信息；

根据所述卷积特征图与所述上下文表达信息生成中间特征图，所述中间特征图用于进行图像分割。

5 一种计算机设备，包括存储器和处理器，所述存储器存储有计算机程序，所述处理器执行所述计算机程序时实现以下步骤：

获取待分割图像；

将所述待分割图像输入到全卷积神经网络的输入变量中，输出卷积特征图；

10 将所述卷积特征图输入到上下文可切换神经网络的输入变量中，输出上下文表达信息；

根据所述卷积特征图与所述上下文表达信息生成中间特征图，所述中间特征图用于进行图像分割。

15 一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现以下步骤：

获取待分割图像；

将所述待分割图像输入到全卷积神经网络的输入变量中，输出卷积特征图；

20 将所述卷积特征图输入到上下文可切换神经网络的输入变量中，输出上下文表达信息；

根据所述卷积特征图与所述上下文表达信息生成中间特征图，所述中间特征图用于进行图像分割。

本申请的一个或多个实施例的细节在下面的附图和描述中提出。本申请的其它特征、目的和优点将从说明书、附图以及权利要求书变得明显。

25

附图说明

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它的附图。

- 5 图 1 为一个实施例中计算机设备的内部结构图；
图 2 为一个实施例中图像分割方法的流程示意图；
图 3 为一个实施例中生成局部特征图的方法流程示意图；
图 4 为一个实施例中生成上下文表达信息的方法流程示意图；
图 5 为一个实施例中对超像素区域进行处理的方法流程示意图；
10 图 6 为一个实施例中压缩体系结构的示意图；
图 7 为一个实施例中扩展体系结构的示意图；
图 8 为一个实施例中上下文可切换神经网络的体系结构图；
图 9 为一个实施例中超像素区域的平均深度值对应的局部结构图；
图 10 为一个实施例中图像分割装置的结构框图；
15 图 11 为一个实施例中信息输出模块的结构框图；
图 12 为实验过程中不同分割方法在 NYUDv2 数据集中采集图片进行比较示意图；
图 13 为实验过程中不同分割方法在 SUN-RGBD 数据集中采集图片进行比较示意图。

20

具体实施方式

为了使本申请的目的、技术方案及优点更加清楚明白，以下结合附图及实施例，对本申请进行进一步详细说明。应当理解，此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本申请，并不用于限定本申请。

- 25 除非另有定义，本文所使用的所有的技术和科学术语与属于本申请的技术领域的技术人员通常理解的含义相同。本文中在本申请的说明书中所使用的术语只是为了描述具体的实施例的目的，不是旨在于限制本申请。以上实

实施例的各技术特征可以进行任意的组合，为使描述简洁，未对上述实施例中的各个技术特征所有可能的组合都进行描述，然而，只要这些技术特征的组合不存在矛盾，都应当认为是本申请书记载的范围。

如图 1 所示，为一个实施例中计算机设备的内部结构示意图。该计算机设备可以是终端，也可以是服务器，其中，终端可以是智能手机、平板电脑、笔记本电脑、台式电脑、个人数字助理、穿戴式设备和车载设备等具有通信功能的电子设备，服务器可以是独立的服务器，也可以是服务器集群。参照图 1，该计算机设备包括通过系统总线连接的处理器、非易失性存储介质、内存储器 and 网络接口。其中，该计算机设备的非易失性存储介质可存储操作系统和计算机程序，该计算机程序被执行时，可使得处理器执行一种图像处理方法。该计算机设备的处理器用于提供计算和控制能力，支撑整个计算机设备的运行。该内存储器中可储存有操作系统、计算机程序以及数据库。其中，该计算机程序被处理器执行时，可使得处理器执行一种图像处理方法。计算机设备的网络接口用于进行网络通信。

本领域技术人员可以理解，图 1 中示出的结构，仅仅是与本申请方案相关的部分结构的框图，并不构成对本申请方案所应用于其上的计算机设备的限定，具体的计算机设备可以包括比图中所示更多或更少的部件，或者组合某些部件，或者具有不同的部件布置。

在一个实施例中，如图 2 所示，提供了一种图像分割方法，以该方法应用于图 1 中的计算机设备为例进行说明，包括以下步骤：

步骤 202，获取待分割图像。

其中，图像是客观对象的一种描述或者写真，是一种常用的信息载体，图像包含了被描述对象的有关信息。例如，图像可以是摄像头采集的含有不

同物体的照片，还可以是通过计算机软件合成的含有不同物体信息的信息载体。

图像分割是指将图像分成多个特定的、具有独特性质的区域。待分割图像可以是实时获取的，也可以是预先存储的，例如，计算机设备可以通过摄像头实时获取用户采集的待分割图像，也可以是预先将待分割图像存储到数据库5 中，然后从数据库中获取待分割图像。

步骤 204，将待分割图像输入到全卷积神经网络的输入变量中，输出卷积特征图。

全卷积神经网络 FCN (Fully Convolutional Networks) 是预先训练好的神经网络模型，可以用于图像分割。用于图像分割的 FCN 可以从抽象的特征10 中恢复出每个像素所属的类别，即从图像级别的分类进一步延伸到像素级别的分类。全卷积神经网络模型可以包括卷积层和池化层。其中，卷积层中存在有卷积核，用于提取特征的权重矩阵，通过设置卷积操作的步长可以减少权重的数量。池化层又叫做下采样层，可以降低矩阵的维度。

15 计算机设备将待分割图像作为预先训练好的全卷积神经网络的输入项数据。计算机设备将待分割图像输入至卷积层，卷积核按照相应的长度即按照卷积核的大小从前向后对输入的待分割图像进行扫描，并执行卷积操作。经过卷积处理后接着在池化层进行处理，池化层能够有效降低维度。全卷积神经网络可以将通过卷积层和池化层处理后得到的卷积特征图输出。

20 步骤 206，将卷积特征图输入到上下文可切换神经网络的输入变量中，输出上下文表达信息。

上下文可切换神经网络是根据图像结构和深度数据预先训练好的，上下文可切换神经网络是一种全卷积神经网络，也包括卷积层和池化层。上下文

表达信息是指能够影响图像中的对象的一些信息或者全部信息。

计算机设备将卷积特征图输入到上下文可切换神经网络的输入变量后，上下文可切换神经网络中的卷积层和池化层对卷积特征图进行处理，可以得到卷积特征图的上下文表达信息。

- 5 步骤 208，根据卷积特征图与上下文表达信息生成中间特征图，中间特征图用于进行图像分割。

中间特征图可以是多张不同分辨率的特征图。中间特征图可以按照自上向下分辨率由低到高的顺序进行排序。中间特征图可以根据卷积特征图以及上下文表达信息生成，具体的公式可以表示为： $F^{l+1} = M^{l+1} + D^{l \rightarrow (l+1)}$, $l = 0, \dots, L-1$ 。

- 10 其中，L 表示中间特征图的数量， F^{l+1} 表示最终生成的中间特征图， F^l 表示具有最低分辨率的中间特征图， F^l 表示具有最高分辨率的中间特征图。M 表示通过全卷积神经网络输出的卷积特征图，而 $D^{l \rightarrow (l+1)}$ 表示卷积特征图 M 对应的上下文表达信息。生成的中间特征图用于进行图像分割。

- 计算机设备通过获取待分割图像，将待分割图像输入到全卷积神经网络
- 15 的输入变量中，输出卷积特征图，计算机设备将卷积特征图输入到上下文可切换神经网络的输入变量中，输出上下文表达信息，计算机设备根据卷积特征图与上下文表达信息生成中间特征图，中间特征图用于进行图像分割。计算机设备通过结合卷积神经网络缩小图像并堆叠图像用于计算图像语义的特征，并根据上下文可切换神经网络生成的上下文表达信息用于图像分割，可
- 20 以提高图像分割的精确度。

如图 3 所示，在一个实施例中，提供的一种图像分割方法还可以包括生成局部特征图的过程，具体步骤包括：

步骤 302，将卷积特征图划分为超像素区域，超像素区域为卷积特征图

的子区域。

超像素是把一幅原本是像素级 (pixel-level) 的图，划分成区域级 (district-level) 的图，计算机设备可以使用超像素算法对图像进行超像素区域分割。计算机设备对图像进行超像素划分之后，可以得到许多大小不一
5 的区域，这些区域中包含有有效的信息，比如颜色直方图、纹理信息。例如，图像中有一个人，我们可以对这个人的图像进行超像素分割，进而通过对每个小区域的特征提取，辨识出这些区域是处于人体的哪个部分（头部、肩部、腿部），进而建立人体的关节图像。

计算机设备对卷积特征图进行超像素区域划分后，可以得到多个超像素
10 区域，得到的多个超像素区域均不是重叠的区域，这些超像素区域都是卷积特征图的子区域。

步骤 304，根据超像素区域生成局部特征图。

每一个超像素区域都对应局部特征图，局部特征图生成的公式可以表示为：
$$D'(ri) = F'(ri) + \sum_{ri \neq rj} H(F'(ri)), s.t. ri, rj \in \phi(S_n)$$
。其中， S_n 表示超像素区域，区域 ri 表示待分割图像中的一个感受野。感受野是视觉感受区域的大小，而在
15 卷积神经网络中，感受野的定义是卷积神经网络每一层输出的特征图上的像素点在原始图像上映射的区域大小。 $\phi(S_n)$ 表示多个超像素区域中感受野中心的集合， $H(\cdot)$ 表示局部结构图。从公式可以得到，对于区域 ri ，生成的局部特征图中包含了中间特征图的特征，因此，生成的局部特征图保留了原来区域 ri
20 中的内容。

计算机设备通过将卷积特征图划分为超像素区域，超像素区域为卷积特征图的子区域，计算机设备根据超像素区域生成局部特征图。计算机设备先将卷积特征图划分为超像素区域，再根据超像素区域生成局部特征图，可以

保留原来区域中的内容，使图像分割更加精确。

在一个实施例中，如图 4 所示，提供的一种图像分割方法还可以包括生成上下文表达信息的过程，具体步骤包括：

步骤 402，计算超像素区域的平均深度值。

5 深度图像中的每个像素点的灰度值可用于表征场景中某一点距离摄像机的远近，深度值就是场景中某一点距离摄像机的距离值。超像素区域中可以同时有多个物体共存。计算机设备通过获取超像素区域中每个物体的深度值，可以根据每个物体的深度值计算出整个超像素区域的平均深度值。

步骤 404，根据平均深度值生成与超像素区域对应的上下文表达信息。

10 深度值是生成上下文表达信息的重要数据。每个超像素区域对应的上下文表达信息是根据每个超像素区域的平均深度值生成的。

计算机设备通过计算超像素区域的平均深度值，根据平均深度值生成与超像素区域对应的上下文表达信息。计算机设备根据超像素区域的平均深度值生成对应的上下文表达信息，可以使生成的上下文表达信息更加准确，从而
15 提高图像分割的精确度。

如图 5 所示，在一个实施例中，提供的一种图像分割方法还可以包括对超像素区域进行处理的过程，具体步骤包括：

步骤 502，将平均深度值与条件深度值进行比较。

条件深度值可以是预先设置好的一个具体的数值。计算机设备在计算出
20 平均深度值后可以与条件深度值进行大小比较。

步骤 504，当平均深度值小于条件深度值时，对超像素区域进行压缩。

当平均深度值小于条件深度值时，表示超像素区域中的信息量较大，计算机设备需要采用压缩体系结构对超像素区域中的信息进行细化，减少超像

素区域内过渡多样化的信息。压缩体系结构可以学习重新对相应的超像素区域进行加权，对超像素区域进行压缩的公式为： $D'_c(rj) = D^l(rj) \odot c(D^l(rj))$ 。其中， rj 表示平均深度值小于条件深度值的超像素区域， c 表示压缩体系结构， D^l 表示结构特征图，而 $\odot$ 表示矩阵对应元素相乘。 $D'_c(rj)$ 表示经过压缩体系结构压

5 缩后的超像素区域。

步骤 506，当平均深度值大于或者等于条件深度值时，对超像素区域进行扩展。

当平均深度值大于或者等于条件深度值时，表示超像素区域中的信息量较少，计算机设备需要采用扩展体系结构来丰富超像素区域中的信息。扩展

10 体系结构对超像素区域进行扩展的公式为： $D'_e(rj) = D^l(rj) + \varepsilon(D^l(rj))$ 。其中， $D'_e(rj)$ 表示经过扩展体系结构扩展的超像素区域。

计算机设备通过将平均深度值与条件深度值进行比较，当平均深度值小于条件深度值时，计算机设备对超像素区域进行压缩，当平均深度值大于或者等于条件深度值时，计算机设备对超像素区域进行扩展。计算机设备根据

15 平均深度值的大小选择压缩体系结构或者扩展体系结构对超像素区域进行处理，可以提高图像分割的精确度。

在一个实施例中，经过上下文可切换神经网络生成的上下文表达信息可以通过公式表示，具体公式为：

$$D^{l \rightarrow (l+1)}(ri) = \sum_{S_m \in N(S_n)} \sum_{rj \in \phi(S_m)} (\lambda_c D'_c(rj) + \lambda_e D'_e(rj)), \text{ s.t. } \lambda_c = \Pi(d(S_n) < d(S_m)), \lambda_e = \Pi(d(S_n) \geq d(S_m))。$$

20 其中，超像素区域 S_n 与超像素区域 S_m 相邻，计算机设备通过这个公式可以将超像素区域 S_m 中的感受野区域 rj 自顶向下的信息传递到感受野区域 ri ， D'_e 表示扩展体系结构， D'_c 表示压缩体系结构， $d(S_n)$ 表示超像素区域 S_n 的平均深度。

指示函数 $\Pi(\cdot)$ 用于切换扩展体系结构和压缩体系结构。当 $d(S_n) < d(S_m)$ 时，计算机设备可以切换到压缩体系结构来细化感受野区域 ri 的信息，当 $d(S_n) > d(S_m)$ 时，计算机设备可以切换到压缩体系结构来丰富感受野区域 ri 的信息。

在一个实施例中，如图6所示，提供的一种图像分割方法还可以包括对超像素区域进行压缩的过程，具体包括：计算机设备将超像素区域对应的局部特征图输入到预设的三个卷积神经网络进行处理，得到压缩后的超像素区域。其中，三个卷积神经网络包括两个卷积核为1的神经网络和一个卷积核为3的神经网络。

如图6所示，计算机设备将局部特征图610作为输入，输出到压缩体系结构中。压缩体系结构由第一1*1卷积层620、3*3卷积层630以及第二1*1卷积层640组成。其中，第一1*1卷积层620和第二1*1卷积层640为卷积核为1的卷积层，3*3卷积层630为卷积核为3的卷积层。

计算机设备将局部特征图610输入压缩体系结构后，由第一1*1卷积层620进行处理。第一1*1卷积层620用于将局部特征图610的维度减半，计算机设备将维度减半的过程可以过滤局部特征图610中的无用信息，还可以保留局部特征图610中的有用信息。降维后，3*3卷积层630可以将维度恢复，重建回原来的维度，计算机设备再使用第二1*1卷积层产生重新加权向量 $c(D'(rj))$ ，并根据加权向量 $c(D'(rj))$ 生成压缩后的超像素区域。

如图7所示，在一个实施例中，提供的一种图像分割方法还可以包括对超像素区域进行扩展的过程，具体包括：计算机设备将超像素区域对应的局部特征图输入到预设的三个卷积神经网络进行处理，得到扩展后的超像素区域。其中，三个卷积神经网络包括两个卷积核为7的神经网络和一个卷积核为1的神经网络。

如图 7 所示, 扩展体系结构由第一 7*7 卷积层 720、1*1 卷积层 730 以及第二 7*7 卷积层 740 组成。计算机设备将局部特征图 710 输入扩展体系结构后, 第一 7*7 卷积层 720 使用较大的内核来扩大感受野, 并学习相关的上下文表达信息。1*1 卷积层 730 用于将维度减半, 去除第一 7*7 卷积层 720 的大内核包含的冗余信息。第二 7*7 卷积层 740 用于恢复维度, 第二 7*7 卷积层 740 还可以 $\varepsilon(D'(rj))$ 与 $D'(rj)$ 的维度匹配。

在一个实施例中, 上下文可切换神经网络通过如下方式训练得到: 计算机设备根据卷积特征图以及卷积特征图的类别得到输入层节点序列, 将输入层节点序列进行投影得到第一隐层对应的隐层节点序列, 将第一隐层作为当前处理隐层。

计算机设备根据当前处理隐层对应的隐层节点序列和当前处理隐层对应的各个神经元节点的权重和偏差采用非线性映射得到下一层隐层的隐层节点序列, 计算机设备将下一层隐层作为当前处理隐层, 重复进入根据当前处理隐层对应的隐层节点序列和当前处理隐层对应的各个神经元节点对应的权重和偏差采用非线性映射得到下一层隐层的隐层节点序列的步骤, 直到输出层, 计算机设备获取输出层输出的与卷积特征图的类别对应的上下文表达信息概率矩阵。

卷积特征图输入到上下文可切换神经网络后会产生不同分辨率的局部特征图, 而生成的局部特征图被发送到用于语义分割的逐像素分类器中。逐像素分类器可以为局部特征图的像素输出一组类别标签, 类别标签的序列可以表示为: $y = f(F')$, 其中, 函数 $f(\cdot)$ 是一个产生逐像素类别的柔性最大值回归量。 $y = f(F')$ 可以用来预测逐像素的类别标签。训练上下文可切换神经网络的

目标函数可以用公式表示为： $J(F^L) = \sum_{ri \in I} L(y^*(ri), y(ri))$ 。其中，函数 $L(\cdot)$ 是柔性最大损失值，对于感受野区域 ri ，可以用 $y(ri)$ 表示感受野区域 ri 的预测种类标签。计算机设备可以将通过上下文可切换神经网络输出的结果与预测种类标签进行对比，从而实现上下文可切换神经网络的训练。

- 5 上下文可切换神经网络中的处理过程为：计算机设备将通过全卷积神经网络生成的卷积特征图以及卷积特征图的类别标签作为输入，计算机设备将输入的卷积特征图划分为超像素区域，根据超像素区域生成局部特征图。计算机设备对超像素区域的平均深度值进行计算，根据平均深度值的大小对超像素区域进行处理。当平均深度值小于条件深度值时，计算机设备采用压缩
- 10 体系结构对超像素区域进行处理，得到压缩后的超像素区域的上下文表达信息；当平均深度值大于或者等于条件深度值时，计算机设备采用扩展体系结构对超像素区域进行处理，并得到扩展后的超像素区域的上下文表达信息，再将得到的上下文表达信息输出。

- 15 在一个实施例中，采用梯度下降法对上下文可切换神经网络中的权重参数进行调整。

梯度的计算公式为： $\frac{\partial J}{\partial F^l(ri)} = \sum_{S_m \in N(S_n)} \sum_{rj \in \phi(S_m)} \frac{\partial J}{\partial F^{l+1}(rj)} \sum_{rk \in \phi(S_n)} \frac{\partial F^{l+1}(ri)}{\partial D^l(rk)} \frac{\partial D^l(rk)}{\partial F^l(ri)}$ 。其中，

S_n 和 S_m 是两个相邻的超像素区域， ri, rj, rk 分别表示待分割图像中的感受野， J 表示训练上下文可切换神经网络模型的目标函数。梯度的计算公式中，

$\frac{\partial F^{l+1}(ri)}{\partial D^l(rk)} = \lambda_c \frac{\partial D_c^l(rk)}{\partial D^l(rk)} + \lambda_e \frac{\partial D_e^l(rk)}{\partial D^l(rk)}$, $\lambda_c = \mathbb{I}(d(S_n) < d(S_m))$, $\lambda_e = \mathbb{I}(d(S_n) \geq d(S_m))$ 表示更新信

- 20 号。使用梯度的计算公式对上下文可切换神经网络中的权重参数进行调整时，可以对中间特征图进行优化。感受野区域 ri 从超像素区域 S_n 的感受野区域 rk

接收更新信号 $\frac{\partial F^{l+1}(ri)}{\partial D^l(rk)}$ ，该更新信号 $\frac{\partial F^{l+1}(ri)}{\partial D^l(rk)}$ 用于调整位于同一超像素区域中的特征，以使这些区域表现出物体共存性。感受野区域 ri 还从相邻超像素区域 S_m 中 F^{l+1} 的感受野区域 rj 中接收更新信号。

梯度的计算公式中， $\frac{\partial J}{\partial F^{l+1}(rj)}$ 表示来自感受野区域 rj 的更新信号。当更新

5 信号从感受野区域 rj 传递到感受野区域 ri 时，更新信号 $\frac{\partial J}{\partial F^{l+1}(rj)}$ 根据信号

$\frac{\partial F^{l+1}(ri)}{\partial D^l(rk)}$ 进行加权，使其扩展感受野区域 rj 。同时，参数 λ_c 和参数 λ_e 是由超像

素区域 S_n 和超像素区域 S_m 的平均深度确定的开关，即，根据超像素区域 S_n 和超像素区域 S_m 的平均深度可以决定是采用参数 λ_c 进行压缩，还是采用参数 λ_e

进行扩展。例如，信号 $\frac{\partial D_c^l(rk)}{\partial D^l(rk)}$ 可以被扩展为：

10 $\frac{\partial D_c^l(rk)}{\partial D^l(rk)} = C(D^l(rk)) + D^l(rk) \odot \frac{\partial C(D^l(rk))}{\partial D^l(rk)}$ ，同时，信号 $\frac{\partial D_e^l(rk)}{\partial D^l(rk)}$ 可以被扩展为：

$$\frac{\partial D_e^l(rk)}{\partial D^l(rk)} = 1 + \frac{\partial \varepsilon(D^l(rk))}{\partial D^l(rk)}。$$

当 $d(S_n) < d(S_m)$ ，即超像素区域 S_n 的平均深度值小于超像素区域 S_m 的平均

深度值时，信号 $\frac{\partial D_c^l(rk)}{\partial D^l(rk)}$ 对从感受野区域 rj 传递的信号 $\frac{\partial J}{\partial F^{l+1}(rj)}$ 反向传递的梯度

进行加权。压缩体系结构 $C(\cdot)$ 可以通过反向传递进行优化，反向传递是指目标

15 函数 $J(F^L) = \sum_{ri \in I} L(y^*(ri), y(ri))$ 传递到压缩体系结构 $C(\cdot)$ 。其中，重新加权向量

$C(D^l(rk))$ 也参与更新信号 $\frac{\partial D_c^l(rk)}{\partial D^l(rk)}$ 。在训练上下文可切换神经网络时，计算机设

备使用向量 $C(D^l(rk))$ 来选择局部特征图 $D^l(rk)$ 中对于分割有用的信息来构造中

间特征图 $F^{l+1}(rj)$ 。同重新加权向量 $C(D^l(rk))$ 一起，感受野区域 rj 中对于分割有

用的信息可以更好的指导感受野区域 ri 更新信息。

当 $d(S_n) \geq d(S_m)$ ，即超像素区域 S_n 的平均深度值大于等于超像素区域 S_m 的平均深度值时，信号 $\frac{\partial D'_c(rk)}{\partial D'(rk)}$ 会对信号 $\frac{\partial J}{\partial F^{l+1}(rj)}$ 产生影响。通过因子 1 可以形成感受野区域 rj 和感受野区域 ri 之间的跳跃连接，跳跃连接是指感受野区域 ri 以及 rj 之间信息传播没有经过任何的神经网络结构。这种信息在不同区域之间传播的时候，是被因子 1 加权的，信号不经过任何改变。扩展体系结构是通过拓宽感受野来获得上下文表达信息，但是扩展体系结构的大的卷积核可能在训练期间分散从感受野区域 rj 到感受野区域 ri 的反向传递信号，使用跳跃连接就可以允许反向传递的信号直接从感受野区域 rj 传递到感受野区域 ri 。

计算机设备通过使用梯度下降算法可以对上下文可切换神经网络的权重参数进行优化，更有利于图像分割。

在一个实施例中，上下文可切换神经网络的体系结构如图 8 所示。计算机设备将待分割图像输入全卷积神经网络后，会输出多张卷积特征图。第一卷积特征图 810、第二卷积特征图 820、第三卷积特征图 830、第四卷积特征图 840 等等。以第四卷积特征图 840 为例，将第四卷积特征图 840 输入至上下文可切换神经网络，上下文可切换神经网络对第四卷积特征图 840 划分超像素区域，并根据超像素区域生成局部特征图 844。上下文可切换神经网络计算出超像素区域的平均深度值，并根据平均深度值选择压缩或者扩展体系结构，生成上下文表达信息 846。上下文可切换神经网络根据局部特征图 844 以及上下文表达信息 846 生成中间特征图 842，中间特征图 842 用于图像分割。

在一个实施例中，超像素区域的平均深度值对应的局部结构如图 9 所示。

上下文可切换神经网络会对每一个超像素区域计算平均深度值，并将计算出的平均深度值与条件深度值进行比较，从而决定该超像素区域是使用压缩体系结构处理，还是使用扩展体系结构处理。例如，第一超像素区域 910 的平均深度值为 6.8，第二超像素区域 920 的平均深度值为 7.5，第三超像素区域 930 的平均深度值为 7.3，第四超像素区域 940 的平均深度值为 3.6，第五超像素区域 950 的平均深度值为 4.3，第六超像素区域 960 的平均深度值为 3.1。当预设的条件深度值为 5.0 时，第一超像素区域 910、第二超像素区域 920 以及第三超像素区域 930 应该使用压缩体系结构进行处理，而第四超像素区域 940、第五超像素区域 950 以及第六超像素区域 960 应该使用扩展体系结构进行处理。

在一个实施例中，提供了一种图像处理方法，该方法以应用于如图 1 所示的计算机设备中进行举例说明。

首先，计算机设备可以获取待分割图像。图像分割是指将图像分成多个特定的、具有独特性质的区域。待分割图像可以是实时获取的，也可以是预先存储的，例如，计算机设备可以通过摄像头实时获取用户采集的待分割图像，计算机设备也可以是预先将待分割图像存储到数据库中，然后从数据库中获取待分割图像。

接着，计算机设备可以将待分割图像输入到全卷积神经网络的输入变量中，输出卷积特征图。计算机设备将待分割图像作为预先训练好的全卷积神经网络的输入项数据。计算机设备将待分割图像输入至卷积层，卷积核按照相应的长度即按照卷积核的大小从前向后对输入的待分割图像进行扫描，并执行卷积操作。经过卷积处理后接着在池化层进行处理，池化层能够有效降低维度。全卷积神经网络可以将通过卷积层和池化层处理后得到的卷积特征

图输出。

接着，计算机设备可以将卷积特征图输入到上下文可切换神经网络的输入变量中，输出上下文表达信息。上下文可切换神经网络是根据图像结构和深度数据预先训练好的，上下文可切换神经网络是一种全卷积神经网络，也包括卷积层和池化层。上下文表达信息是指能够影响图像中的对象的一些信息或者全部信息。计算机设备将卷积特征图输入到上下文可切换神经网络的输入变量后，上下文可切换神经网络中的卷积层和池化层对卷积特征图进行处理，可以得到卷积特征图的上下文表达信息。

计算机设备还可以将卷积特征图划分为超像素区域，超像素区域为卷积特征图的子区域。计算机设备对图像进行超像素划分之后，可以得到许多大小不一的区域，这些区域中包含有有效的信息，比如颜色直方图、纹理信息。例如，图像中有一个人，我们可以对这个人的图像进行超像素分割，进而通过对每个小区域的特征提取，辨识出这些区域是处于人体的哪个部分（头部、肩部、腿部），进而建立人体的关节图像。计算机设备对卷积特征图进行超像素区域划分后，可以得到多个超像素区域，得到的多个超像素区域均不是重叠的区域，这些超像素区域都是卷积特征图的子区域。计算机设备还可以根据超像素区域生成局部特征图。

计算机设备还可以计算超像素区域的平均深度值。深度图像中的每个像素点的灰度值可用于表征场景中某一点距离摄像机的远近，深度值就是场景中某一点距离摄像机的距离值。超像素区域中可以同时有多个物体共存。计算机设备通过获取超像素区域中每个物体的深度值，可以根据每个物体的深度值计算出整个超像素区域的平均深度值。计算机设备还可以根据平均深度值生成与超像素区域对应的上下文表达信息。

计算机设备还可以将平均深度值与条件深度值进行比较。当平均深度值小于条件深度值时，计算机设备对超像素区域进行压缩。当平均深度值大于或者等于条件深度值时，计算机设备对超像素区域进行扩展。其中，对超像素区域进行压缩时，将超像素区域对应的局部特征图输入到预设的三个卷积神经网络进行处理，计算机设备得到压缩后的超像素区域。其中，三个卷积神经网络包括两个卷积核为 1 的神经网络和一个卷积核为 3 的神经网络。其中，对超像素区域进行扩展时，计算机设备将超像素区域对应的局部特征图输入到预设的三个卷积神经网络进行处理，得到扩展后的超像素区域。其中，三个卷积神经网络包括两个卷积核为 7 的神经网络和一个卷积核为 1 的神经网络。

接着，上下文可切换神经网络通过如下方式训练得到：计算机设备根据卷积特征图以及卷积特征图的类别得到输入层节点序列，将输入层节点序列进行投影得到第一隐层对应的隐层节点序列，将第一隐层作为当前处理隐层。计算机设备根据当前处理隐层对应的隐层节点序列和当前处理隐层对应的各个神经元节点的权重和偏差采用非线性映射得到下一层隐层的隐层节点序列，将下一层隐层作为当前处理隐层，重复进入根据当前处理隐层对应的隐层节点序列和当前处理隐层对应的各个神经元节点对应的权重和偏差采用非线性映射得到下一层隐层的隐层节点序列的步骤，直到输出层，计算机设备获取输出层输出的与卷积特征图的类别对应的上下文表达信息概率矩阵。

应该理解的是，虽然上述流程图中的各个步骤按照箭头的指示依次显示，但是这些步骤并不是必然按照箭头指示的顺序依次执行。除非本申请中有明确的说明，这些步骤的执行并没有严格的顺序限制，这些步骤可以以其它的顺序执行。而且，上述流程图中的至少一部分步骤可以包括多个子步骤或者

多个阶段，这些子步骤或者阶段并不必然是在同一时刻执行完成，而是可以在不同的时刻执行，这些子步骤或者阶段的执行顺序也不必然是依次进行，而是可以与其它步骤或者其它步骤的子步骤或者阶段的至少一部分轮流或者交替地执行。

- 5 在一个实施例中，如图 10 所示，提供了一种图像处理装置，包括：图像获取模块 1010、特征图输出模块 1020、信息输出模块 1030 以及特征图生成模块 1040，其中：

图像获取模块 1010，用于获取待分割图像。

- 10 特征图输出模块 1020，用于将待分割图像输入到全卷积神经网络的输入变量中，输出卷积特征图。

信息输出模块 1030，用于将卷积特征图输入到上下文可切换神经网络的输入变量中，输出上下文表达信息。

特征图生成模块 1040，用于根据卷积特征图与上下文表达信息生成中间特征图，中间特征图用于进行图像分割。

- 15 在一个实施例中，信息输出模块 1030 还可以用于将卷积特征图划分为超像素区域，超像素区域为卷积特征图的子区域，根据超像素区域生成局部特征图。

在一个实施例中，信息输出模块 1030 还可以用于计算超像素区域的平均深度值，根据平均深度值生成与超像素区域对应的上下文表达信息。

- 20 在一个实施例中，如图 11 所示，信息输出模块 1030 包括比较模块 1032、压缩模块 1034 以及扩展模块 1036，其中：

比较模块 1032，用于将平均深度值与条件深度值进行比较。

压缩模块 1034，用于当平均深度值小于条件深度值时，对超像素区域进

行压缩。

扩展模块 1036，用于当平均深度值大于或者等于条件深度值时，对超像素区域进行扩展。

在一个实施例中，压缩模块 1034 还可以用于将超像素区域对应的局部特征图输入到预设的三个卷积神经网络进行处理，得到压缩后的超像素区域。其中，三个卷积神经网络包括两个卷积核为 1 的神经网络和一个卷积核为 3 的神经网络。

在一个实施例中，扩展模块 1036 还可以用于将超像素区域对应的局部特征图输入到预设的三个卷积神经网络进行处理，得到扩展后的超像素区域。其中，三个卷积神经网络包括两个卷积核为 7 的神经网络和一个卷积核为 1 的神经网络。

在一个实施例中，提供的一种图像分割装置中上下文可切换神经网络通过如下方式训练得到：计算机设备根据卷积特征图以及卷积特征图的类别得到输入层节点序列，将输入层节点序列进行投影得到第一隐层对应的隐层节点序列，将第一隐层作为当前处理隐层。计算机设备根据当前处理隐层对应的隐层节点序列和当前处理隐层对应的各个神经元节点的权重和偏差采用非线性映射得到下一层隐层的隐层节点序列，将下一层隐层作为当前处理隐层，重复进入根据当前处理隐层对应的隐层节点序列和当前处理隐层对应的各个神经元节点对应的权重和偏差采用非线性映射得到下一层隐层的隐层节点序列的步骤，直到输出层，计算机设备获取输出层输出的与卷积特征图的类别对应的上下文表达信息概率矩阵。

关于图像分割装置的具体限定可以参见上文中对于图像分割方法的限定，在此不再赘述。上述图像分割装置中的各个模块可全部或部分通过软件、

硬件及其组合来实现。上述各模块可以硬件形式内嵌于或独立于计算机设备中的处理器中，也可以以软件形式存储于计算机设备中的存储器中，以便于处理器调用执行以上各个模块对应的操作。

在一个实施例中，提供了一种计算机设备，包括存储器和处理器，存储器中存储有计算机程序，该处理器执行计算机程序时实现以下步骤：

获取待分割图像；将待分割图像输入到全卷积神经网络的输入变量中，输出卷积特征图；将卷积特征图输入到上下文可切换神经网络的输入变量中，输出上下文表达信息；根据卷积特征图与上下文表达信息生成中间特征图，中间特征图用于进行图像分割。

在一个实施例中，处理器执行计算机程序时还实现以下步骤：将卷积特征图划分为超像素区域，超像素区域为卷积特征图的子区域；根据超像素区域生成局部特征图。

在一个实施例中，处理器执行计算机程序时还实现以下步骤：计算超像素区域的平均深度值；根据平均深度值生成与超像素区域对应的上下文表达信息。

在一个实施例中，处理器执行计算机程序时还实现以下步骤：将平均深度值与条件深度值进行比较；当平均深度值小于条件深度值时，对超像素区域进行压缩；当平均深度值大于或者等于条件深度值时，对超像素区域进行扩展。

在一个实施例中，处理器执行计算机程序时还实现以下步骤：将超像素区域对应的局部特征图输入到预设的三个卷积神经网络进行处理，得到压缩后的超像素区域；其中，三个卷积神经网络包括两个卷积核为 1 的神经网络和一个卷积核为 3 的神经网络。

在一个实施例中，处理器执行计算机程序时还实现以下步骤：将超像素区域对应的局部特征图输入到预设的三个卷积神经网络进行处理，得到扩展后的超像素区域；其中，三个卷积神经网络包括两个卷积核为 7 的神经网络和一个卷积核为 1 的神经网络。

- 5 在一个实施例中，上下文可切换神经网络通过如下方式训练得到：根据卷积特征图以及卷积特征图的类别得到输入层节点序列，将输入层节点序列进行投影得到第一隐层对应的隐层节点序列，将第一隐层作为当前处理隐层；根据当前处理隐层对应的隐层节点序列和当前处理隐层对应的各个神经元节点的权重和偏差采用非线性映射得到下一层隐层的隐层节点序列，将下一层
- 10 隐层作为当前处理隐层，重复进入根据当前处理隐层对应的隐层节点序列和当前处理隐层对应的各个神经元节点对应的权重和偏差采用非线性映射得到下一层隐层的隐层节点序列的步骤，直到输出层，获取输出层输出的与卷积特征图的类别对应的上下文表达信息概率矩阵。

- 在一个实施例中，提供了一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机
- 15 程序，计算机程序被处理器执行时实现以下步骤：

 获取待分割图像；将待分割图像输入到全卷积神经网络的输入变量中，输出卷积特征图；将卷积特征图输入到上下文可切换神经网络的输入变量中，输出上下文表达信息；根据卷积特征图与上下文表达信息生成中间特征图，中间特征图用于进行图像分割。

- 20 在一个实施例中，处理器执行计算机程序时还实现以下步骤：将卷积特征图划分为超像素区域，超像素区域为卷积特征图的子区域；根据超像素区域生成局部特征图。

 在一个实施例中，处理器执行计算机程序时还实现以下步骤：计算超像

素区域的平均深度值；根据平均深度值生成与超像素区域对应的上下文表达信息。

在一个实施例中，处理器执行计算机程序时还实现以下步骤：将平均深度值与条件深度值进行比较；当平均深度值小于条件深度值时，对超像素区域进行压缩；当平均深度值大于或者等于条件深度值时，对超像素区域进行扩展。

在一个实施例中，处理器执行计算机程序时还实现以下步骤：将超像素区域对应的局部特征图输入到预设的三个卷积神经网络进行处理，得到压缩后的超像素区域；其中，三个卷积神经网络包括两个卷积核为 1 的神经网络和一个卷积核为 3 的神经网络。

在一个实施例中，处理器执行计算机程序时还实现以下步骤：将超像素区域对应的局部特征图输入到预设的三个卷积神经网络进行处理，得到扩展后的超像素区域；其中，三个卷积神经网络包括两个卷积核为 7 的神经网络和一个卷积核为 1 的神经网络。

在一个实施例中，上下文可切换神经网络通过如下方式训练得到：根据卷积特征图以及卷积特征图的类别得到输入层节点序列，将输入层节点序列进行投影得到第一隐层对应的隐层节点序列，将第一隐层作为当前处理隐层；根据当前处理隐层对应的隐层节点序列和当前处理隐层对应的各个神经元节点的权重和偏差采用非线性映射得到下一层隐层的隐层节点序列，将下一层隐层作为当前处理隐层，重复进入根据当前处理隐层对应的隐层节点序列和当前处理隐层对应的各个神经元节点对应的权重和偏差采用非线性映射得到下一层隐层的隐层节点序列的步骤，直到输出层，获取输出层输出的与卷积特征图的类别对应的上下文表达信息概率矩阵。

本申请的技术方案是经过实验证明可行的，具体的实验过程如下所述：

试验中，计算机设备使用两个公共基准测试本发明中的上下文可切换神经网络，用于深度图像 RGB-D (Red、Green、Blue、Depth Map) 的语义分割，两公共基准即 NYUDv2 数据集和 SUN-RGBD 数据集。NYUDv2 数据集已广泛用于
5 评估分割性能，有 1449 个 RGB-D 图像。在这个数据集中，795 个图像用于训练，654 个图像用于测试。首先，计算机设备可以选择一个来自原始训练集的 414 幅图像的验证集。计算机设备使用逐像素标注对图像的类别进行标记，所有像素都标记了 40 个类别。计算机设备使用 NYUDv2 数据集对上述方法进行评估，再进一步使用 SUN-RGBD 数据集来与先进方法进行比较。

10 接着，计算机设备使用多尺度测试来计算分割结果。也就是说，计算机设备使用四个比例 (即 0.6, 0.8, 1, 1.1) 来将测试图像提供给网络之前重新设置测试图像的大小。为了条件随机场算法 CRF (conditional random field algorithm) 的后处理，计算机设备重新缩放的图像的输出分割分数被平均。

在 NYUDv2 数据集上进行实验时，计算机设备首先需要计算超像素数量的
15 敏感性。在上下文可切换神经网络中，上下文表达信息的控制部分取决于超像素的大小。计算机设备通过使用工具调整超像素的大小，并且凭经验选择不同的尺度，分别是 500、1000、2000、4000、8000 和 12000。对于每个尺度，计算机设备可以基于 ResNet-101 模型来训练上下文可切换神经网络。上下文可切换神经网络的输入深度图像的 RGB 图像中，深度图像用于切换特征，
20 RGB 图像用于分割图像。NYUDv2 验证集的分割精度如表 1 所示：

超像素尺度	500	1000	2000	4000	8000	12000
分割精度	42.7	43.5	45.6	43.6	44.2	42.9

表 1

如表 1 所示，每个尺度对应的分割精度以平均交互比 (%) 表示。当尺度

设置为 500 时，分割准确性最低。发生这种情况是因为超级像素太小，因此包含的上下文信息太少。随着尺度的增加，分段性能在提高。当尺度设置为 2000 时，上下文可切换神经网络分割精度最好。超像素太大会降低性能，是因为太大的超像素可能包括额外的对象，这种对象限制了超像素性质的阶段性保存。在随后的实验中，计算机设备可以继续使用 2000 的尺度来构建上下文可切换神经网络。

接着，实验还需要局部结构信息传递的策略。局部结构信息传递产生与区域有更强关系的特征。分析如表 2 所示，本地结构信息传递被其他使用结构信息的策略代替。第一个实验测量不使用局部结构信息的方法的性能，应用完整版的上下文可切换神经网络，在 NYUDv2 验证集上实现了 45.6 的分割评分。然后计算机设备重新训练上下文可切换神经网络而不传递超像素的局部结构信息。同样地，所有的中间特征都由全局恒等映射来处理，达到了 40.3 的准确度。另外，计算机设备应用插值和反卷积来产生新的特征，其中每个区域包含更广泛但规则的感受野的信息，但是，这些方法产生结构不敏感的特征，得分比上下文可切换神经网络低。

战略	本地信息传播	分割精度
不传递超像素	全局恒等映射	40.3
	反卷积	41.8
	插值	43.0
传递超像素	同一内核实现映射	43.8
	3*3 卷积核	44.5
	5*5 卷积核	42.1

	完整的上下文可切换神经网络	45.6
--	---------------	------

表 2

如表 2 所示，有几种方法可以传递超像素的局部结构信息。信息通过对相同超像素中的区域的特征进行平均来计算，这意味着局部结构映射是通过同一内核实现的，根据这个实现了 43.8 的分割分数。由于同一内核不包含可学习的参数，因此错过了选择有用信息的灵活性。使用不同的卷积核，例如尺寸为 3×3 和 5×5 ，与捕捉超像素的更精细的结构 1×1 内核相比，较大的内核产生较差的结果。

接着，实验还需要自上而下的可切换传递的评估。给定局部结构特征，计算机设备可以应用自上而下的可切换信息传递来产生上下文表达，而产生上下文表达由超像素和深度引导，具体过程如下：

如表 3 所示，计算机设备可以根据不同数据测量自顶向下的传递，而不使用超像素和深度，只应用反卷积和插值来构造上下文表达。计算机设备获得的分割精度低于上下文可切换神经网络。

超像素	深度	方法	分割精度
NO	NO	反卷积	42.4
		插值	42.7
NO	YES	自上而下信息传递	43.4
YES	NO	压缩	43.0
		扩展	41.6
YES	YES	上下文可切换神经网络	45.6

表 3

在接下来的测试中，仅停用超像素的引导，其次是自上而下的信息传递。没有超像素，计算机设备在压缩和扩展特征映射上执行可切换的过程传递，其中信息传递由常规内核定义。与此设定相比，完整上下文可切换神经网络具有更好的性能。除了超像素提供更自然的信息传递这一事实之外，计算机设备在每个超像素上计算的平均深度通过避免孤立区域的噪声深度来实现更稳定的特征切换。

此外，实验还研究了在自顶向下切换信息传递中不使用深度的情况。在这种情况下，计算机设备分别将压缩和扩展特征映射作为上下文表达。如表 3 所示，独立的压缩/扩展特征映射缺乏识别适当的分割特征的灵活性。它们的性能低于由深度驱动的上下文表达的可切换结构。

接下来，实验还需要调整上下文信息的紧密的特征。自上而下的可切换信息传递由压缩结构和扩展结构组成，它提供不同的上下文信息。这些体系结构使用紧凑特征来生成上下文表达。在实验中，计算机设备通过压缩结构和扩展结构，并且表明它们可以实现有效的紧凑特性来调整上下文信息。

压缩结构	1*1 卷积 1*1 卷积	1*1 卷积 3*3 卷积	1*1 卷积 3*3 卷积 1*1 卷积
分割精度	42.3	41.7	45.6

表 4

在表 4 中，实验提供了不同压缩结构设计的比较。其中，有一种简单的进行信息压缩的方法是应用 1*1 卷积学习紧凑特征，随之而来的 1*1 卷积用于恢复特征维度。这比压缩体系结构产生更低的准确性。与使用两个连续的

1*1 卷积的简单替代方案相比，压缩结构在两个 1*1 卷积之间涉及 3*3 卷积。在某种程度上，3*3 卷积实现了更广泛的上下文信息，补充了可能导致信息丢失的尺寸缩减导致的紧凑特征，并且压缩结构的 3*3 卷积获得的特征仍然紧凑。当移除最后一个用于恢复特征维度的 1*1 卷积，而且直接使用 3*3 卷积来产生相对较高维的维度特征时，性能低于压缩体系结构。这表明了 3*3 卷积生成的紧凑特征的重要性。

在表 5 中，实验开始研究扩展结构，并将其与不同的信息扩展方式进行比较。再次，只是使用一个单一的卷积核为 7*7 的卷积层来扩大感受野，产生 43.8 的分割分数。假设增加额外的卷积核大的卷积层可以进一步提高性能。因此使用两个 7*7 的卷积层以获得更高的 44.2 分。由上面的卷积产生的分割分数低于扩展结构，扩展结构使用 1*1 的卷积层来计算紧凑特征。

扩展结构	7*7 卷积	7*7 卷积 7*7 卷积	7*7 卷积 1*1 卷积 7*7 卷积
分割精度	43.8	44.2	45.6

表 5

接着，上下文可切换神经网络与先进方法的比较实验如下：计算机设备将上下文可切换神经网络与最先进的方法进行比较，计算机设备将所有方法分为两组。所有的方法都是在 NYUDv2 测试集上评估的。第一组包括仅使用 RGB 图像进行分割的方法，计算机设备将这些方法的性能列在列 RGB 输入中。深层网络具有自上而下的信息传递，产生高质量的分割特征。多路径细化网络的精确度在这个组是最高的。如表 6 所示：

RGB 输入采用的方法	分割精度	RGB-D 输入采用的方法	分割精度
语义分割的完全卷积	29.2	从图像中学习丰富的特征	28.6

网络		以进行对象检测和分割	
贝叶斯分段：场景理解的深度卷积编码器 - 解码器体系结构	32.4	语义视频分割时空 fcn	30.9
语义分割的深层结构模型	40.6	具有互斥约束的图像的语义分割	31.5
金字塔场景解析网络	45.2	语义分割的完全卷积网络	34.0
高分辨率语义分割的具有身份映射的多路径细化网络	46.5	使用共同的多尺度卷积体系结构预测深度，曲面法线和语义标签	34.1
		使用时空数据驱动池进行语义分割	40.1
		高分辨率语义分割的具有身份映射的多路径细化网络	47.0
		级联特征网络	47.7
		ResNet-101	48.3
		ResNet-152	49.6

表 6

接着，上下文可切换神经网络与第二组方法进行比较，这些方法以 RGB-D 图像作为输入。计算机设备将每个深度图像编码成具有 3 个通道的 HHA 图像，以保持更丰富的几何信息。计算机设备使用 HHA 图像来训练一个独立的分割

网络来代替 RGB 图像。计算机设备训练好的网络在 HHA 图像上进行测试以获得分割分数映射，这个映射与通过在 RGB 图像上训练的网络计算的分数映射相结合。使用这种组合策略，最好的方法是级联特征网络的方法，结果为 47.7。与网络相比，使用 RGB 和 HHA 图像可以提升分割精度。

5 另外，计算机设备还可以使用 RGB 和 HHA 图像作为训练和测试数据。基于 ResNet-101，上下文可切换神经网络达到了 48.3 分。计算机设备进一步采用更深层次的 ResNet-152 结构来构建上下文可切换神经网络，将分割分数提高到了 49.6。这个结果比最先进的方法要好 2% 左右。

10 如图 12 所示，计算机设备将上下文可切换神经网络分割处理的图像与先进方法分割处理的图像进行比较，其中，图片采集于 NYUDv2 数据集。上下文可切换神经网络可以提升图像分割精度。

15 接着，上下文可切换神经网络还在 SUN-RGBD 数据集上进行实验。在 SUN-RGBD 数据集中包含 10335 个用 37 个类标记的图像，与 NYUDv2 数据集相比，SUNRGBD 数据集具有更复杂的场景和深度条件。从这个数据集中，计算机设备选择 5285 张图像进行训练，剩下的则进行测试。在这个实验中，计算机设备再次将上下文可切换神经网络与采用 RGB 和 HHA 来共同作为输入图像的方法进行比较。以前在 SUN-RGBD 数据集上的最佳性能是级联特征网络方法产生的。该模型基于 ResNet-152 结构，由于计算机设备对信息传递进行了合理的建模处理，计算机设备可以使用更简单的 ResNet-101 结构来获得更好的
20 结果。随着更深的 ResNet-152，计算机设备获得的分割精度为 50.7，优于所有比较方法。

 如图 13 所示，计算机设备将上下文可切换神经网络分割处理的图像与先进方法分割处理的图像进行比较，其中，图片采集于 SUN-RGBD 数据集。上下

文可切换神经网络可以提升图像分割精度。

本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程，是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成，所述的计算机程序可存储于一非易失性计算机可读取存储介质中，该计算机程序在执行时，可包
5 括如上述各方法的实施例的流程。其中，本申请所提供的各实施例中所使用的对存储器、存储、数据库或其它介质的任何引用，均可包括非易失性和/或易失性存储器。非易失性存储器可包括只读存储器（ROM）、可编程 ROM（PROM）、电可编程 ROM（EPROM）、电可擦除可编程 ROM（EEPROM）或闪存。易失性存储器可包括随机存取存储器（RAM）或者外部高速缓冲存储器。作为
10 说明而非局限，RAM 以多种形式可得，诸如静态 RAM（SRAM）、动态 RAM（DRAM）、同步 DRAM（SDRAM）、双数据率 SDRAM（DDRSDRAM）、增强型 SDRAM（ESDRAM）、同步链路（Synchlink）DRAM（SLDRAM）、存储器总线（Rambus）直接 RAM（RDRAM）、直接存储器总线动态 RAM（DRDRAM）、以及存储器总线动态 RAM（RDRAM）等。

以上实施例的各技术特征可以进行任意的组合，为使描述简洁，未对上
15 述实施例中的各个技术特征所有可能的组合都进行描述，然而，只要这些技术特征的组合不存在矛盾，都应当认为是本说明书记载的范围。

以上所述实施例仅表达了本申请的几种实施方式，其描述较为具体和详细，但并不能因此而理解为对发明专利范围的限制。应当指出的是，对于本领域的普通技术人员来说，在不脱离本申请构思的前提下，还可以做出若干
20 变形和改进，这些都属于本申请的保护范围。因此，本申请专利的保护范围应以所附权利要求为准。

权利要求书

1、一种图像分割方法，执行于计算机设备，所述方法包括：

获取待分割图像；

将所述待分割图像输入到全卷积神经网络的输入变量中，输出卷积特征图；

5 将所述卷积特征图输入到上下文可切换神经网络的输入变量中，输出上下文表达信息；

根据所述卷积特征图与所述上下文表达信息生成中间特征图，所述中间特征图用于进行图像分割。

2、根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述将所述卷积特征图输入到上下文可切换神经网络的输入变量中，输出上下文表达信息，包括：

10 将所述卷积特征图划分为超像素区域，所述超像素区域为所述卷积特征图的子区域；

根据所述超像素区域生成局部特征图。

3、根据权利要求 2 所述的方法，其特征在于，在根据所述超像素区域生成局部特征图之后，所述步骤还包括：

15 将所述局部特征图输入至用于语义分割的逐像素分类器中，得到所述局部特征图对应的类别标签。

4、根据权利要求 2 所述的方法，其特征在于，所述将所述卷积特征图输入到上下文可切换神经网络的输入变量中，输出上下文表达信息，还包括：

20 计算所述超像素区域的平均深度值；

根据所述平均深度值生成与所述超像素区域对应的上下文表达信息。

5、根据权利要求 4 所述的方法，其特征在于，所述根据所述平均深度值生成与所述超像素区域对应的上下文表达信息，包括：

将所述平均深度值与条件深度值进行比较；

25 当所述平均深度值小于所述条件深度值时，对所述超像素区域进行压缩；
当所述平均深度值大于或者等于所述条件深度值时，对所述超像素区域

进行扩展。

6、根据权利要求 5 所述的方法，其特征在于，所述当所述平均深度值小于所述条件深度值时，对所述超像素区域进行压缩，包括

5 将所述超像素区域对应的局部特征图输入到预设的三个卷积神经网络进行处理，得到压缩后的超像素区域；

其中，所述三个卷积神经网络包括两个卷积核为 1 的神经网络和一个卷积核为 3 的神经网络。

7、根据权利要求 5 所述的方法，其特征在于，所述当所述平均深度值大于或者等于所述条件深度值时，对所述超像素区域进行扩展，包括：

10 将所述超像素区域对应的局部特征图输入到预设的三个卷积神经网络进行处理，得到扩展后的超像素区域；

其中，所述三个卷积神经网络包括两个卷积核为 7 的神经网络和一个卷积核为 1 的神经网络。

15 8、根据权利要求 1 至 7 任一项所述的方法，其特征在于，所述上下文可切换神经网络通过如下方式训练得到：

根据所述卷积特征图以及所述卷积特征图的类别得到输入层节点序列，将所述输入层节点序列进行投影得到第一隐层对应的隐层节点序列，将第一隐层作为当前处理隐层；

20 根据当前处理隐层对应的隐层节点序列和当前处理隐层对应的各个神经元节点的权重和偏差采用非线性映射得到下一层隐层的隐层节点序列，将下一层隐层作为当前处理隐层，重复进入根据当前处理隐层对应的隐层节点序列和当前处理隐层对应的各个神经元节点对应的权重和偏差采用非线性映射得到下一层隐层的隐层节点序列的步骤，直到输出层，获取输出层输出的与
所述卷积特征图的类别对应的上下文表达信息概率矩阵。

25 9、根据权利要求 8 所述的方法，其特征在于，所述方法还包括：

采用梯度下降法对所述上下文可切换神经网络的权重参数进行调整。

10、根据权利要求 9 所述的方法，其特征在于，对所述上下文可切换神

经网络的权重参数进行调整，包括反向传递和跳跃连接；

其中，所述反向传递是从所述上下文可切换神经网络传递到超像素区域，所述跳跃连接是超像素区域之间信息传播没有经过神经网络。

11、一种计算机设备，包括存储器和处理器，所述存储器存储有计算机程序，其特征在于，所述处理器执行所述计算机程序时，使得所述处理器执行以下步骤：获取待分割图像；将所述待分割图像输入到全卷积神经网络的输入变量中，输出卷积特征图；将所述卷积特征图输入到上下文可切换神经网络的输入变量中，输出上下文表达信息；根据所述卷积特征图与所述上下文表达信息生成中间特征图，所述中间特征图用于进行图像分割。

12、根据权利要求 11 所述的计算机设备，其特征在于，所述计算机可读指令被所述处理器执行时，使得所述处理器在执行将所述卷积特征图输入到上下文可切换神经网络的输入变量中，输出上下文表达信息的步骤时，还执行以下步骤：将所述卷积特征图划分为超像素区域，所述超像素区域为所述卷积特征图的子区域；根据所述超像素区域生成局部特征图。

13、根据权利要求 12 所述的计算机设备，其特征在于，所述计算机可读指令被所述处理器执行时，使得所述处理器还执行以下步骤：将所述局部特征图输入至用于语义分割的逐像素分类器中，得到所述局部特征图对应的类别标签。

14、根据权利要求 12 所述的计算机设备，其特征在于，所述计算机可读指令被所述处理器执行时，使得所述处理器在执行将所述卷积特征图输入到上下文可切换神经网络的输入变量中，输出上下文表达信息的步骤时，还执行以下步骤：计算所述超像素区域的平均深度值；根据所述平均深度值生成与所述超像素区域对应的上下文表达信息。

15、根据权利要求 14 所述的计算机设备，其特征在于，所述计算机可读指令被所述处理器执行时，使得所述处理器在执行根据所述平均深度值生成与所述超像素区域对应的上下文表达信息的步骤时，还执行以下步骤：将所述平均深度值与条件深度值进行比较；当所述平均深度值小于所述条件深度

值时，对所述超像素区域进行压缩；当所述平均深度值大于或者等于所述条件深度值时，对所述超像素区域进行扩展。

16、根据权利要求 15 所述的计算机设备，其特征在于，所述计算机可读指令被所述处理器执行时，使得所述处理器在执行当所述平均深度值小于所述条件深度值时，对所述超像素区域进行压缩的步骤时，还执行以下步骤：将所述超像素区域对应的局部特征图输入到预设的三个卷积神经网络进行处理，得到压缩后的超像素区域；其中，所述三个卷积神经网络包括两个卷积核为 1 的神经网络和一个卷积核为 3 的神经网络。

17、根据权利要求 15 所述的计算机设备，其特征在于，所述计算机可读指令被所述处理器执行时，使得所述处理器在执行当所述平均深度值大于或者等于所述条件深度值时，对所述超像素区域进行扩展的步骤时，还执行以下步骤：将所述超像素区域对应的局部特征图输入到预设的三个卷积神经网络进行处理，得到扩展后的超像素区域；其中，所述三个卷积神经网络包括两个卷积核为 7 的神经网络和一个卷积核为 1 的神经网络。

18、根据权利要求 11 至 17 任一项所述的计算机设备，其特征在于，所述计算机可读指令被所述处理器执行时，使得所述处理器在执行训练上下文可切换神经网络时，还执行以下步骤：根据所述卷积特征图以及所述卷积特征图的类别得到输入层节点序列，将所述输入层节点序列进行投影得到第一隐层对应的隐层节点序列，将第一隐层作为当前处理隐层；根据当前处理隐层对应的隐层节点序列和当前处理隐层对应的各个神经元节点的权重和偏差采用非线性映射得到下一层隐层的隐层节点序列，将下一层隐层作为当前处理隐层，重复进入根据当前处理隐层对应的隐层节点序列和当前处理隐层对应的各个神经元节点对应的权重和偏差采用非线性映射得到下一层隐层的隐层节点序列的步骤，直到输出层，获取输出层输出的与所述卷积特征图的类别对应的上下文表达信息概率矩阵。

19、根据权利要求 18 所述的计算机设备，其特征在于，所述计算机可读指令被所述处理器执行时，使得所述处理器还执行以下步骤：采用梯度下降

法对所述上下文可切换神经网络的权重参数进行调整。

20、根据权利要求 19 所述的计算机设备，其特征在于，所述计算机可读指令被所述处理器执行时，使得所述处理器还执行以下步骤：对所述上下文可切换神经网络的权重参数进行调整，包括反向传递和跳跃连接；其中，所述反向传递是从所述上下文可切换神经网络传递到超像素区域，所述跳跃连接是超像素区域之间信息传播没有经过神经网络。

21、一种非易失性的计算机可读存储介质，存储有计算机可读指令，所述计算机可读指令被一个或多个处理器执行时，使得所述一个或多个处理器执行以下步骤：获取待分割图像；将所述待分割图像输入到全卷积神经网络的输入变量中，输出卷积特征图；将所述卷积特征图输入到上下文可切换神经网络的输入变量中，输出上下文表达信息；根据所述卷积特征图与所述上下文表达信息生成中间特征图，所述中间特征图用于进行图像分割。

22、根据权利要求 21 所述的计算机可读存储介质，其特征在于，所述计算机可读指令被所述处理器执行时，使得所述处理器在执行将所述卷积特征图输入到上下文可切换神经网络的输入变量中，输出上下文表达信息的步骤时，还执行以下步骤：将所述卷积特征图划分为超像素区域，所述超像素区域为所述卷积特征图的子区域；根据所述超像素区域生成局部特征图。

23、根据权利要求 22 所述的计算机可读存储介质，其特征在于，所述计算机可读指令被所述处理器执行时，使得所述处理器还执行以下步骤：将所述局部特征图输入至用于语义分割的逐像素分类器中，得到所述局部特征图对应的类别标签。

24、根据权利要求 22 所述的计算机可读存储介质，其特征在于，所述计算机可读指令被所述处理器执行时，使得所述处理器在执行将所述卷积特征图输入到上下文可切换神经网络的输入变量中，输出上下文表达信息的步骤时，还执行以下步骤：计算所述超像素区域的平均深度值；根据所述平均深度值生成与所述超像素区域对应的上下文表达信息。

25、根据权利要求 24 所述的计算机可读存储介质，其特征在于，所述计

计算机可读指令被所述处理器执行时，使得所述处理器在执行根据所述平均深度值生成与所述超像素区域对应的上下文表达信息的步骤时，还执行以下步骤：将所述平均深度值与条件深度值进行比较；当所述平均深度值小于所述条件深度值时，对所述超像素区域进行压缩；当所述平均深度值大于或者等于所述条件深度值时，对所述超像素区域进行扩展。

26、根据权利要求 25 所述的计算机可读存储介质，其特征在于，所述计算机可读指令被所述处理器执行时，使得所述处理器在执行当所述平均深度值小于所述条件深度值时，对所述超像素区域进行压缩的步骤时，还执行以下步骤：将所述超像素区域对应的局部特征图输入到预设的三个卷积神经网络进行处理，得到压缩后的超像素区域；其中，所述三个卷积神经网络包括两个卷积核为 1 的神经网络和一个卷积核为 3 的神经网络。

27、根据权利要求 25 所述的计算机可读存储介质，其特征在于，所述计算机可读指令被所述处理器执行时，使得所述处理器在执行当所述平均深度值大于或者等于所述条件深度值时，对所述超像素区域进行扩展的步骤时，还执行以下步骤：将所述超像素区域对应的局部特征图输入到预设的三个卷积神经网络进行处理，得到扩展后的超像素区域；其中，所述三个卷积神经网络包括两个卷积核为 7 的神经网络和一个卷积核为 1 的神经网络。

28、根据权利要求 21 至 27 任一项所述的计算机可读存储介质，其特征在于，所述计算机可读指令被所述处理器执行时，使得所述处理器在执行训练上下文可切换神经网络时，还执行以下步骤：根据所述卷积特征图以及所述卷积特征图的类别得到输入层节点序列，将所述输入层节点序列进行投影得到第一隐层对应的隐层节点序列，将第一隐层作为当前处理隐层；根据当前处理隐层对应的隐层节点序列和当前处理隐层对应的各个神经元节点的权重和偏差采用非线性映射得到下一层隐层的隐层节点序列，将下一层隐层作为当前处理隐层，重复进入根据当前处理隐层对应的隐层节点序列和当前处理隐层对应的各个神经元节点对应的权重和偏差采用非线性映射得到下一层隐层的隐层节点序列的步骤，直到输出层，获取输出层输出的与所述卷积特

征图的类别对应的上下文表达信息概率矩阵。

29、根据权利要求 28 所述的计算机可读存储介质，其特征在于，所述计算机可读指令被所述处理器执行时，使得所述处理器还执行以下步骤：采用梯度下降法对所述上下文可切换神经网络的权重参数进行调整。

- 5 30、根据权利要求 29 所述的计算机可读存储介质，其特征在于，所述计算机可读指令被所述处理器执行时，使得所述处理器还执行以下步骤：对所述上下文可切换神经网络的权重参数进行调整，包括反向传递和跳跃连接；其中，所述反向传递是从所述上下文可切换神经网络传递到超像素区域，所述跳跃连接是超像素区域之间信息传播没有经过神经网络。

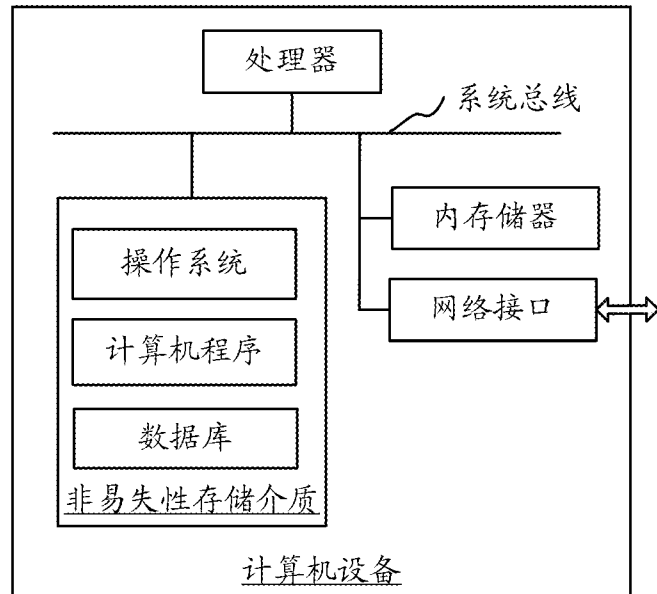


图 1

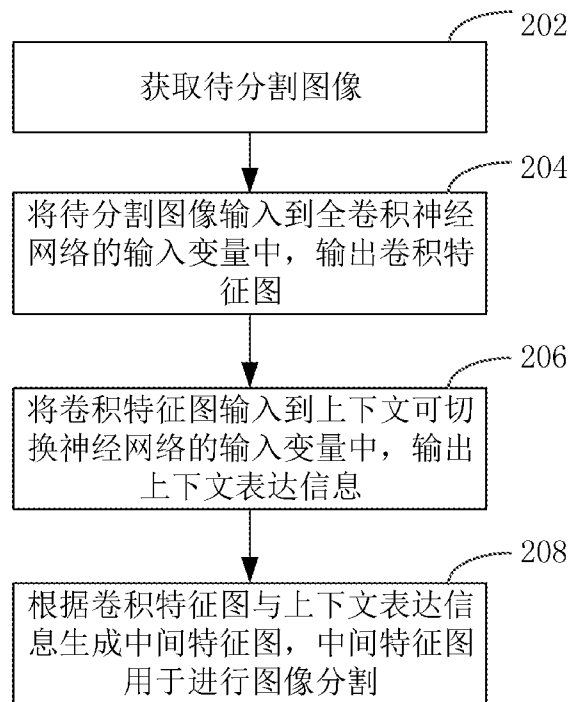


图 2

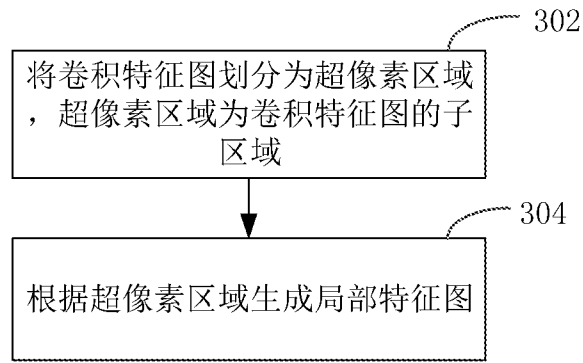


图 3

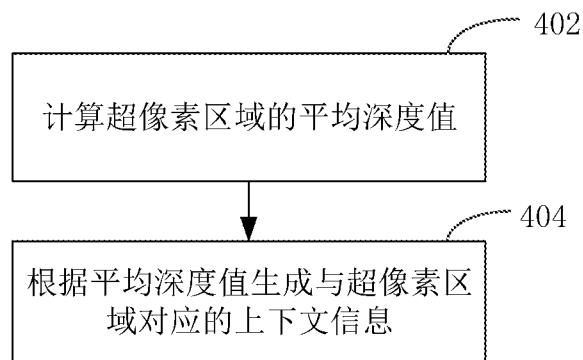


图 4

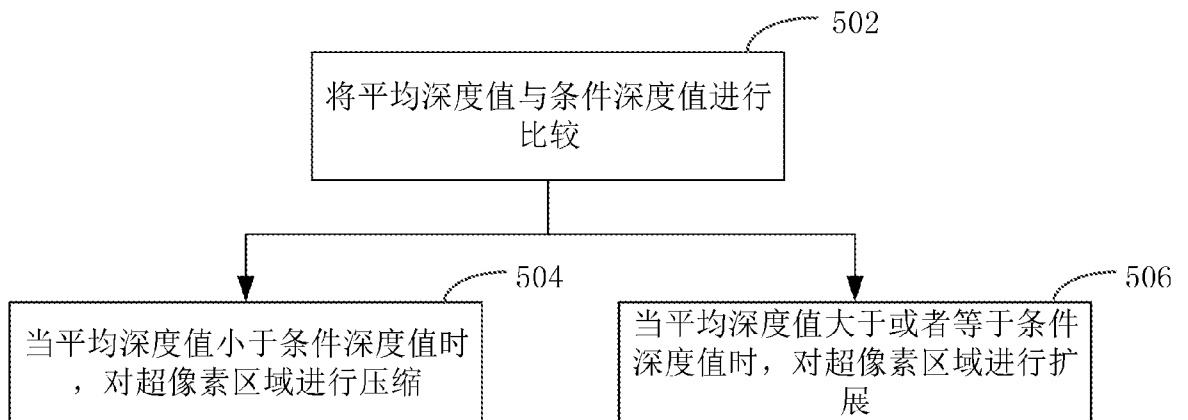


图 5

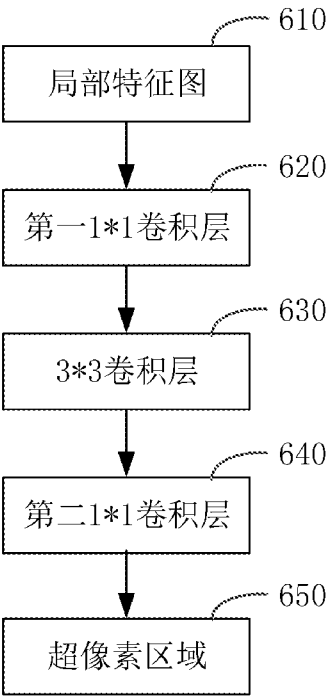


图 6

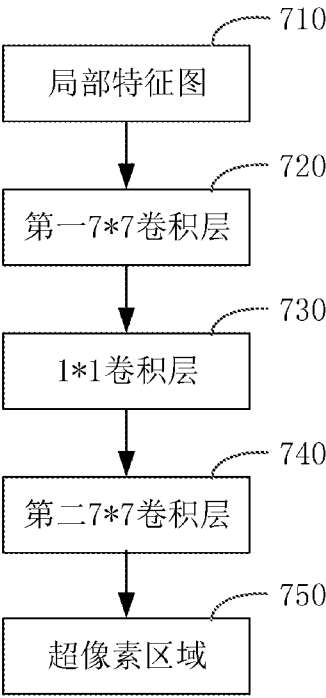


图 7

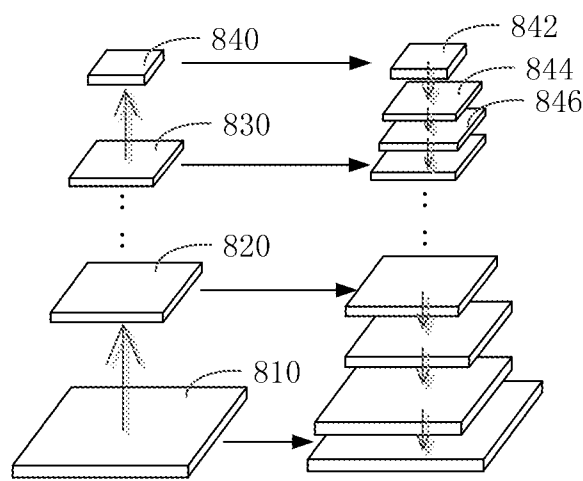


图 8

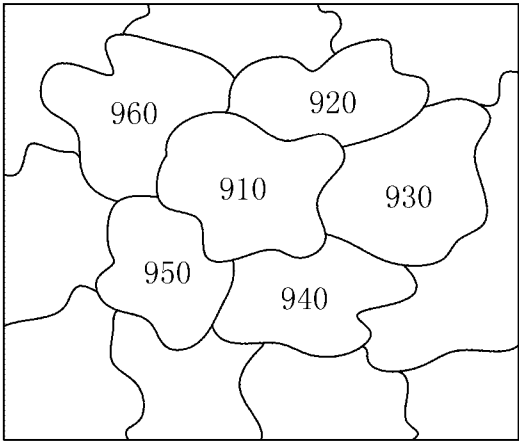


图 9

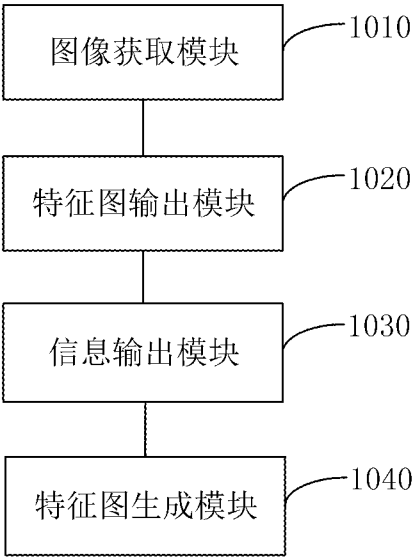


图 10

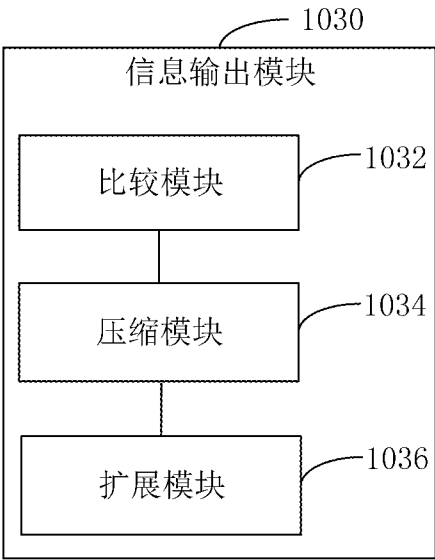


图 11

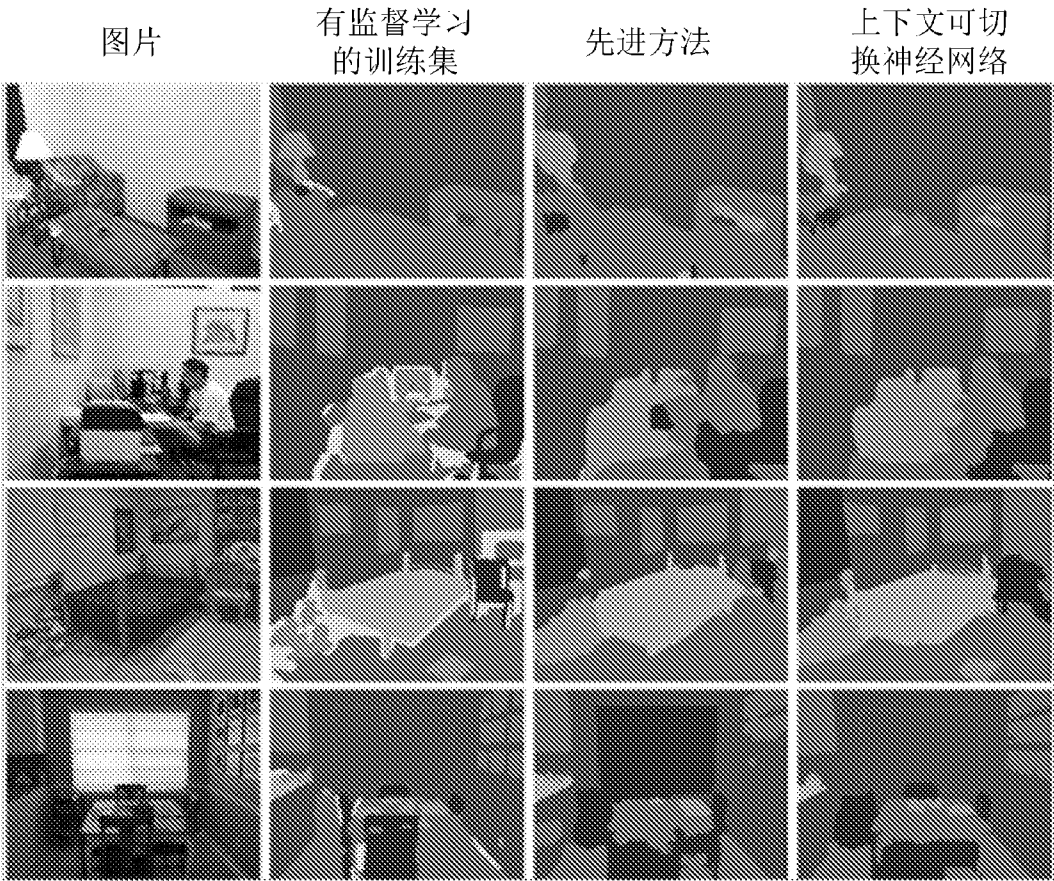


图 12

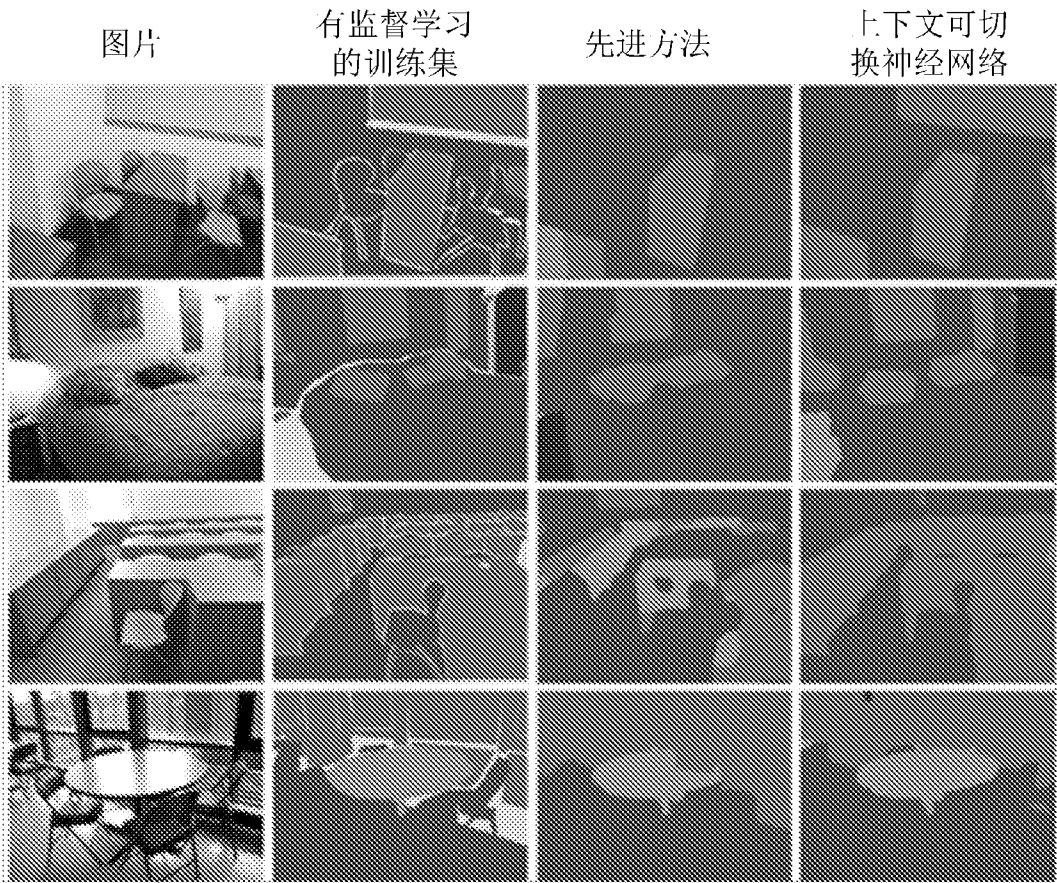


图 13

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2018/086832

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06T 7/11(2017.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06T7/-

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNABS, CNTXT, CNKI, DWPI, SIPOABS: 图像, 分割, 神经网络, 卷积, 全, 特征图, 深度, 上下文, 切换, 划分, 区域, 超像素, full, convolution, neural w network, FCN, image, segment, feature, characteristic, map, depth, context, switch, divide, area, super w pixel

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
E	CN 108765425 A (SHENZHEN UNIVERSITY) 06 November 2018 (2018-11-06) entire document	1-30
A	CN 107808111 A (BEIJING MEGVII TECHNOLOGY LIMITED ET AL.) 16 March 2018 (2018-03-16) see description, paragraphs [0050]-[0061]	1-30
A	CN 106651877 A (BEIJING MEGVII TECHNOLOGY LIMITED ET AL.) 10 May 2017 (2017-05-10) entire document	1-30
A	US 9939272 B1 (TCL RESEARCH AMERICA INC) 10 April 2018 (2018-04-10) entire document	1-30

☐ Further documents are listed in the continuation of Box C.☒ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date

“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

“&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

14 February 2019

Date of mailing of the international search report

27 February 2019

Name and mailing address of the ISA/CN

State Intellectual Property Office of the P. R. China (ISA/
CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing
100088
China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2018/086832

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	108765425	A	06 November 2018	None			
CN	107808111	A	16 March 2018	None			
CN	106651877	A	10 May 2017	None			
US	9939272	B1	10 April 2018	CN	108280132	A	13 July 2018

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2018/086832

A. 主题的分类

G06T 7/11 (2017.01) i

按照国际专利分类 (IPC) 或者同时按照国家分类和 IPC 两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献 (标明分类系统和分类号)

G06T7/-

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库 (数据库的名称, 和使用的检索词 (如使用))

CNABS, CNTXT, CNKI, DWPI, SIPOABS: 图像, 分割, 神经网络, 卷积, 全, 特征图, 深度, 上下文, 切换, 划分, 区域, 超像素, full, convolution, neural w network, FCN, image, segment, feature, characteristic, map, depth, context, switch, divide, area, super w pixel

C. 相关文件

类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
E	CN 108765425 A (深圳大学) 2018年 11月 6日 (2018 - 11 - 06) 全文	1-30
A	CN 107808111 A (北京旷视科技有限公司等) 2018年 3月 16日 (2018 - 03 - 16) 参见说明书第[0050]-[0061]段	1-30
A	CN 106651877 A (北京旷视科技有限公司等) 2017年 5月 10日 (2017 - 05 - 10) 全文	1-30
A	US 9939272 B1 (TCL RESEARCH AMERICA INC) 2018年 4月 10日 (2018 - 04 - 10) 全文	1-30

☐ 其余文件在C栏的续页中列出。☒ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型:

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件 (如具体说明的)

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件

“X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

“Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期

2019年 2月 14日

国际检索报告邮寄日期

2019年 2月 27日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中国国家知识产权局 (ISA/CN)
中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088

传真号 (86-10) 62019451

受权官员

于春晖

电话号码 62412080

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2018/086832

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利			公布日 (年/月/日)
CN	108765425	A	2018年 11月 6日	无			
CN	107808111	A	2018年 3月 16日	无			
CN	106651877	A	2017年 5月 10日	无			
US	9939272	B1	2018年 4月 10日	CN	108280132	A	2018年 7月 13日