

(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
2020 年 8 月 27 日 (27.08.2020)



(10) 国际公布号
WO 2020/168648 A1

(51) 国际专利分类号:
G06T 7/11 (2017.01) **G06K 9/62** (2006.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2019/088975

(22) 国际申请日: 2019 年 5 月 29 日 (29.05.2019)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
201910124587.X 2019 年 2 月 18 日 (18.02.2019) CN

(71) 申请人: 平安科技(深圳)有限公司(PING AN TECHNOLOGY (SHENZHEN) CO., LTD.) [CN/CN];
中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。

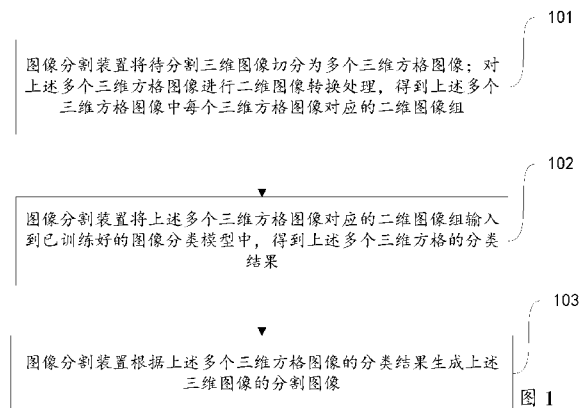
(72) 发明人: 马进(MA, Jin); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。王健宗(WANG, Jianzong); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。

(74) 代理人: 广州三环专利商标代理有限公司(SCIHEAD IP LAW FIRM); 中国广东省广州市越秀区先烈中路 80 号汇华商贸大厦 1508 室, Guangdong 510070 (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,

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

(54) 发明名称: 一种图像分割方法、装置及计算机可读存储介质



- 101 An image segmentation device segments a three-dimensional image to be segmented into a plurality of three-dimensional grid images, and performs two-dimensional image conversion on the plurality of three-dimensional grid images to obtain the two-dimensional image group corresponding to each of the plurality of three-dimensional grid images
- 102 The image segmentation device inputs the two-dimensional image groups corresponding to the plurality of three-dimensional grid images into a trained image classification model to obtain a classification result of the plurality of three-dimensional grid images
- 103 The image segmentation device generates a segmented image of said three-dimensional image according to the classification result of the plurality of three-dimensional grid images

(57) Abstract: The embodiments of the present application relate to image processing. Disclosed are an image segmentation method and device, and a computer-readable storage medium. The method comprises: segmenting a three-dimensional image to be segmented into a plurality of three-dimensional grid images; performing two-dimensional image conversion on the plurality of three-dimensional grid images to obtain the two-dimensional image group corresponding to each of the plurality of three-dimensional grid images; inputting the two-dimensional image groups corresponding to the plurality of three-dimensional grid images into a trained image clas-

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。

(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))。

sification model to obtain a classification result of the plurality of three-dimensional grid images; and generating a segmented image of said three-dimensional image according to the classification result of the plurality of three-dimensional grid images. According to the embodiments of the present application, three-dimensional image segmentation can be completed by means of simpler two-dimensional network construction and lower resource requirements, and an effect similar to that of a three-dimensional network can be achieved.

(57) 摘要: 本申请实施例公开了一种图像分割方法、装置及计算机可读存储介质, 涉及图像处理, 其中方法包括: 将待分割三维图像切分为多个三维方格图像; 对上述多个三维方格图像进行二维图像转换处理, 得到上述多个三维方格图像中每个三维方格图像对应的二维图像组; 将上述多个三维方格图像对应的二维图像组输入到已训练好的图像分类模型中, 得到上述多个三维方格的分类结果; 根据上述多个三维方格图像的分类结果生成上述三维图像的分割图像。通过本申请实施例, 能通过更简单的二维网络构造和更低的资源需求来完成三维图像分割, 并达到与三维网络近似的效果。

一种图像分割方法、装置及计算机可读存储介质

本申请要求于2019年2月18日提交中国专利局、申请号为201910124587.X、申请名称为“一种图像分割方法、装置及计算机可读存储介质”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。

技术领域

本申请涉及图像分割技术领域，尤其涉及一种图像分割方法、装置及计算机可读存储介质。

背景技术

随着图像分割技术的发展，图像分割技术被广泛的应用于医学领域。例如，软骨退化通常能够预示骨关节炎，并且成为工作伤残的一个主要原因。而在治疗检查方面，膝核磁共振（Magnetic Resonance Imaging, MRI）扫描后软骨图像分割已经成为软骨退化量化评估分析的重要选择之一。通常情况下，软骨图像分辨由图像医师每一层图像分别比对完成，毫无疑问是非常消耗时间和精力。另外，观察者自身和不同观察者之间的差异也很大，会极大的影响图像分辨效果。由此可见，出于降低人工成本同时提高识别准确率和效果的目的，自动图像分割程序的应用在研究与生产领域都富有潜力。

对于卷积神经网络而言现在已经有一个宽泛的扩展使得它们能被应用于三维图像分割，然而这些真正意义上的三维卷积神经网络需要庞大的内存和海量的训练时间，这一性质限制了它们在图像分割领域的应用。

发明内容

本申请实施例提供一种图像分割方法，能通过更简单的二维网络构造和更低的资源需求来完成三维图像分割，并达到与三维网络近似的效果。

第一方面，本申请实施例提供了一种图像方法，该方法包括：

将待分割三维图像切分为多个三维方格图像；

对所述多个三维方格图像进行二维图像转换处理，得到所述多个三维方格图像中每个三维方格图像对应的二维图像组；

将所述多个三维方格图像对应的二维图像组输入到已训练好的图像分类模型中，得到所述多个三维方格的分类结果；

根据所述多个三维方格图像的分类结果生成所述三维图像的分割图像。

第二方面，本申请实施例提供了一种图像分割装置，该图像分割装置包括用于执行上述第一方面的方法的单元，该图像分割装置包括：

切分单元，用于将待分割三维图像切分为多个三维方格图像；

转换单元，用于对所述多个三维方格图像进行二维图像转换处理，得到所述多个三维方格图像中每个三维方格图像对应的二维图像组；

分类单元，用于将所述多个三维方格图像对应的二维图像组输入到已训练好的图像分类模型中，得到所述多个三维方格的分类结果；

生成单元，用于根据所述多个三维方格图像的分类结果生成所述三维图像的分割图像。

第三方面，本申请实施例提供了一种图像分割设备，包括处理器、存储器和通信模块，其中，所述存储器用于存储程序代码，所述处理器用于调用所述程序代码来执行上述第一方面中的方法及其任一种可选方式的方法。

第四方面，本申请实施例提供了一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质存储有计算机程序，所述计算机程序包括程序指令，所述程序指令当被处理器执行，用以执行上述第一方面的方法。

本申请实施例通过对待处理的三维图像数据进行预处理后得到二维图像数据，使得图像分割模型的输入二维的图像数据来对待分割的三维图像进行图像分割处理，减少了图像分类模型所需要的内存、计算量，从而减小了图像分割模型的训练时间和难度，同时满足与三维网络近似的效果。

附图说明

为了更清楚地说明本申请实施例技术方案，下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍。

图 1 是本申请实施例提供一种图像分割方法的示意流程图；

图 2 为本申请实施例里提供的一种将待分割三维图像转换为二维图像组的示意图；

图 3 是本申请实施例提供的一种图像分割装置的示意框图；

图 4 是本申请实施例提供的一种图像分割设备的结构示意图。

具体实施方式

下面将结合本申请实施例中的附图，对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述。

参见图 1，图 1 是本申请实施例提供一种图像分割方法的示意图，如图所示该方法可包括：

101：图像分割装置将待分割三维图像切分为多个三维方格图像；对上述多个三维方格图像进行二维图像转换处理，得到上述多个三维方格图像中每个三维方格图像对应的二维图像组。

在本申请实施例中，上述待分割三维图像可以是三维超声图像、磁共振成像（Magnetic Resonance Imaging, MRI）、电子计算机断层扫描(Computed Tomography, CT)图像等。值得注意的是，上述待分割三维图像应该与训练图像分类模型时使用的三维训练样本图像属于同一类型。

在本申请实施例中，用于对三维图像进行图像分割处理的图像分类模型为三个二维卷积神经网络构成的。因此，上述图像分类模型的输入应该为二维图像。然而待处理的图像为三维的图像，因此，在进行图像分割时，需要将原始的待分割三维图像经过预处理，得到能够被上述图像分类模型处理的二维图像。

具体的，将获取到的待分割三维图像按照预设的尺寸切分成若干的三维方格图像。然后，从上述若干的三维方格图像中的第一三维方格图像中截取三个穿过该三维方格图像的中心，且分别平行于该三维方格的三个相互垂直的表面的三个二维切片图像。将上述三个二维切片图像作为与该三维方格对应的二维图像组。并采用相同的方法获取与其他三维方格图像对应的二维图像组。

如图 2 所示，图 2 为本申请实施例里提供的一种将待分割三维图像转换为二维图像组的示意图。假设原始的待分割三维图像为如图 2(a) 所示的立方体图形，当获取到待分割三维图像之后，对待分割三维图像按照预设的尺寸大小进行切割得到如图 2(b) 所示的三维方格图像。接着从如图 2(b) 所示的三维方格中截取穿过原点 O，平行于 xOy ， yOz ， xOz 平面的图像，得到如图 2(c) 的一组二维图像。这个过程相当于将待分割图像切割成了具有预设尺寸的“像素点”，然后，截取“像素点”的三个切片图像来代表该“像素点”。实际上上述“像素点”中包括了若干真实像素点。

可以理解的是，待分割的三维图像可以是不规则的立体图像，因此在对不规则的待分割三维图像进行切分时，边界的三维方格没有像素点的地方可以用 0

补齐。

102: 图像分割装置将上述多个三维方格图像对应的二维图像组输入到已训练好的图像分类模型中, 得到上述多个三维方格的分类结果。

在本申请实施例中, 由于二维图像组是从唯一确定的三维方格中截取的切片图像, 即二维图像组与三维方格图像之间是一一对应的关系。因此, 可以将每个三维方格对应的二维图像组输入到以训练好的图像分类模型中得到的分类结果作为三维方格图像的分类结果。

在本申请实施例中, 由于要使用图像分类模型对每组二维图像进行分类。因此, 在使用图像分类模型对每组二维图像进行分类之前, 需要构建图像分类模型的网络结构。然后获取上述图像分类模型的训练样本集。接着, 使用上述训练集样本对上述图像分类模型的网络结构进行训练, 以得到上述训练好的图像分类模型。

作为一种可选的实施方式, 上述构建上述图像分类模型的网络结构具体可以包括: 构建三个二维卷积神经网络, 上述三个二维卷积神经网络中的每个卷积神经网络包括三个卷积层、一个采样层和一个输出层; 将上述三个二维卷积神经网络的三个输出层之后连接一个 softmax 分类器, 得到上述图像分类模型的网络结构。

其中, 在上述图像分类模型的三个卷积神经网络中, 上述卷积神经网络的卷积层输出为:

$$d_j^{(l)} = f\left(\sum_i d_i^{(l-1)} * w_{ij}^{(l)} + b_j^{(l)} \mathbf{1}_{s_o^{(l)}}\right), \quad (1)$$

其中, l 表示第 l 层, $d_j^{(l)}$ 表示第 l 层输出的第 j 个特征图, $d_i^{(l-1)}$ 则表示来自上一层输入的第 i 个特征图, $*$ 则代表卷积运算, $w_{ij}^{(l)}$ 代表权值, $b_j^{(l)}$ 代表偏重, $\mathbf{1}_{s_o^{(l)}}$ 则表示尺寸符合当前层输出的全 1 矩阵;

上述卷积神经网络的采样层输出为:

$$d_j^{(l)}(x, y) = \frac{\sum_{m=0}^{s-1} \sum_{n=0}^{s-1} d_j^{(l-1)}(s \times x + m, s \times y + n)}{s^2} + b_j^{(l)}, \quad (2)$$

其中, $d_j^{(l)}(x,y)$ 表示第 l 层的第 j 个特征图中 (x,y) 处的值, S 代表采样系数, 在本方案中设为 2。 m 与 n 代表采样层偏置, $b_j^{(l)}$ 为偏置参数;

上述输出层的输出为:

$$d_j^{(l)}(0,0) = d_i^{(l-1)}(x,y), \quad (3)$$

其中, $j = i \times [S_o^{(l-1)}]^2 + (y-1) \times S_o^{(l-1)} + x$, $S_o^{(l-1)}$ 为上一层特征图的大小; 上述分类器的输入为上述三个卷积神经网络的输出层的输出拼接之后得到;

上述分类器输出的第 k 次训练案例符合第 u 个类别的概率为:

$$p(u|d^{(l)(k)}; \theta) = \frac{e^{\theta_u^T d^{(l)(k)}}}{\sum_{c=1}^K e^{\theta_c^T d^{(l)(k)}}}, \quad (4)$$

其中, θ 为 softmax 层的参数矩阵, θ 具有 $K \times N_o^{(l)}$ 的尺寸, K 代表分类的个数, $N_o^{(l)}$ 为第 l 层输出的特征图的数量, $N_o^{(l)} = N_o^{(l-1)} \times [S_o^{(l-1)}]^2$ 。

优选的, 上述图像分类模型中的二维卷积神经网络输入的二维图像大小为 28×28 , 第一层卷积层卷积核的大小为 5×5 , 卷积核的数量为 N (在本实施例中 N 实际为 28), 卷积步长为 1, 经过第一层卷积层后提取出 N 个特征图, 每个特征图的大小为 $(28-5+1) \times (28-5+1)$; 接下来的第一层池化层 (采样层) 的池化窗口大小为 2×2 , 经过池化处理后上述 N 个特征图均的大小均变为 12×12 ; 然后第二层卷积层的卷积核的大小为 5×5 , 卷积核的数量为 $2N$, 步长为 1, 经过第二层卷积层后提取出 $2N$ 个特征图, 每个特征图的大小为 8×8 ; 接着第三层卷积层的卷积核的大小为 5×5 , 卷积核的数量为 $4N$, 步长为 1, 经过第三层卷积层后提取出 $4N$ 个特征图, 每个特征图的大小为 4×4 ; 最后经过全连接层 (即输出层) 之后, 得到 $64N$ 个大小为 1×1 的特征图。

在本申请实施例中, 卷积神经网络中对输出层计算出的结果使用 Softmax 作为回归模型进行概率分配, 第 k 次训练案例符合第 u 个类别的概率可以使用上述公式 (4) 来进行计算。

在本申请实施例中, 使用公式 (5) 来作为卷积神经网络的损失函数:

$$Q_{\lambda} = -\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \ln \left(p(t^{(m)} | d_{xy}^{(0)}; d_{yz}^{(0)}; d_{xz}^{(0)}; \Omega_T) \right) + \frac{\lambda}{2} \sum_{p=1}^K \sum_{q=1}^{N_{OT}} \theta_{pq}^2, \quad (5)$$

其中 $t^{(k)}$ 代表真值标识, $d_{xy}^{(0)}; d_{yz}^{(0)}; d_{xz}^{(0)}$ 则代表二维图像组的三个原始输入图像, Ω_T 代表所有的参数和偏置设置, N_{OT} 则代表三个平面的全连接层输出综合,

$N_{OT} = N_{O_{xy}}^{(L)} + N_{O_{yz}}^{(L)} + N_{O_{xz}}^{(L)}$, 权值衰减参数 λ 则设置为 10^{-2} 。

进一步的, 当上述三维图形分割模型的网络结构构建好之后, 需要获取训练样本集, 以便使用上述训练样本集对上述图像分类模型进行训练。

在本申请实施例中, 获取上述训练样本集具体可以包括: 首先, 获取三维训练样本图像; 然后, 对上述三维训练样本图像进行采样, 得到多个三维方格训练样本图像。接着, 对上述多个三维方格训练样本图像进行上述二维图像转换, 以得到上述多个三维方格训练样本图像中每个三维方格训练样本图像对应的二维训练样本图像组。最后, 对每组二维训练样本图像组进行标记, 以得到上述训练样本集。

其中, 上述三维训练样本图像为与上述待分割三维图像属于同一类别的图像。例如, 若上述待分割三维图像为脑部 MRI 图像, 则上述三维训练样本图像也应该为脑部 MRI 图像。

由于训练样本集中的每组二维训练图像组都需要被标注类别。因此可以在对上述三维训练样本图像进行采样之前使用现有的图像分割技术对上述三维训练样本图像的不同类别区域进行图像分割, 以得到上述三维训练样本图像的样本分割图像。从而, 在得到上述多个三维方格训练样本图像中每个三维方格训练样本图像对应的二维训练样本图像组之后, 可以根据样本分割图像对每组二维训练样本图像组进行标记, 以得到上述训练样本集。

在得到训练样本集后, 通过训练样本集对上述图像分类模型进行训练。由于上述图像分类模型是由三个二维卷积神经网络组成的, 因此可以采用训练卷积神经网络的训练方法对上述图像分类模型进行训练。

卷积神经网络的训练过程分为两个阶段。第一个阶段是数据由低层次向高

层次传播的阶段，即前向传播阶段。另外一个阶段是，当前向传播得出的结果与预期不相符时，将误差从高层次向底层次进行传播训练的阶段，即反向传播阶段。

在本实施例中，由于卷积神经网络模型中需要大量的权重和偏置项，在权重的初始化时需要加入少量的噪声来打破对称性以及避免 0 梯度的问题，可使用正态分布的数据进行初始化；偏置项使用一个较小的正数进行初始化，以避免神经元节点输出恒为 0 的问题。

在经过权值初始化之后，将上述训练样本集的二维训练样本图像组的三个二维切片图像分别输入到上述图像分类模型中的三个二维卷积神经网络中，上述将上述训练样本集的二维训练样本图像组的三个二维切片图像分别输入到上述图像分类模型中的三个二维卷积神经网络中的传播过程即前向传播过程，在前向传播过程中，输入的二维图像数据经过卷积神经网络的多层卷积层的卷积和池化处理，提出特征向量，将特征向量传入全连接层中，得出分类识别的结果。当输出的结果与我们的期望值相符时，输出结果。由于上述图像分类模型中具有三个卷积神经网络，会得到三个全连接层（输出层）的输出结果，因此在上述图像分类模型中需要将上述三个输出结果合并作为上述分类识别的结果，然后在将合并后的分类识别结果输入到分类器中，得到该次训练的分类概率结果。

当上述图像分类模型输出的分类概率结果与我们的期望值不相符时，则进行反向传播过程。求出结果与期望值的误差，再将误差一层一层的返回，计算出每一层的误差，然后进行权值更新。该过程的主要目的是通过训练样本和期望值来调整网络权值。误差的传递过程可以这样来理解，首先，数据从输入层到输出层，期间经过了卷积层，下采样层，全连接层，而数据在各层之间传递的过程中难免会造成数据的损失，则也就导致了误差的产生。而每一层造成的误差值是不一样的，所以当我们求出网络的总误差之后，需要将误差传入网络中，求得该各层对于总的误差应该承担多少比重。当误差大于我们的期望值时，将误差传回网络中，依次求得全连接层，下采样层，卷积层的误差。最后根据各层的误差以及回传的参数来使用优化算法进行权值更新。重复上述训练过程知道损失函数达到最优时，结束训练。

在本申请实施例中，使用 L-BFGS 算法来优化卷积神经网络中的参数（例

如权值参数、偏置参数等)，以使损失函数达到极小值，L-BFGS 算法就是对拟牛顿算法的一个改进，L-BFGS 算法的基本思想是：算法只保存并利用最近 m 次迭代的曲率信息来构造海森矩阵的近似矩阵。L-BFGS 算法执行速度快，而且由于每一步迭代都能保证近似矩阵的正定，因此算法的鲁棒性强。

103: 图像分割装置根据上述多个三维方格图像的分类结果生成上述三维图像的分割图像。

在本申请实施例中，可以将有待分割三维图像切分出来的多格三维方格图像看作是待分割图像中比较大的“像素点”。因此，当经过图像分类模型得到每个三维方格的分类结果后，即得到上述待分割三维图像中每个“像素点”的分类标签，就可以根据上述三维方格图像在上述待分割三维图像中的坐标位置以及每个三维方格图像的分类标签生成上述待分割三维图像的分割图像。

可以看出，本申请实施例通过将待分割三维图像切分为多个三维方格图像；并对上述多个三维方格图像进行二维图像转换处理，得到上述多个三维方格图像中每个三维方格图像对应的二维图像组。然后，将上述多个三维方格图像对应的二维图像组输入到已训练好的图像分类模型中，得到上述多个三维方格的分类结果。最后，根据上述多个三维方格图像的分类结果生成上述三维图像的分割图像。在本申请实施例中，通过对待处理的三维图像数据进行预处理后得到二维图像数据，使得图像分割模型的输入二维的图像数据来对待分割的三维图像进行图像分割处理，减少了图像分类模型所需要的 内存、计算量 ，从而减小了图像分割模型的训练时间和难度，同时满足与三维网络近似的效果。

本申请实施例还提供一种图像分割装置，该图像分割装置用于执行前述任一项的方法的单元。具体地，参见图 3，图 3 是本申请实施例提供的一种图像分割装置的示意框图。本实施例的图像分割装置 300 包括：切分单元 310、第一转换单元 320、分类单元 330、生成单元 340。

切分单元 310，用于将待分割三维图像切分为多个三维方格图像；

第一转换单元 320，用于对上述多个三维方格图像进行二维图像转换处理，得到上述多个三维方格图像中每个三维方格图像对应的二维图像组；

分类单元 330，用于将上述多个三维方格图像对应的二维图像组输入到已训练好的图像分类模型中，得到上述多个三维方格的分类结果；

生成单元 340，用于根据上述多个三维方格图像的分类结果生成上述三维图

像的分割图像。

可选的,上述图像分割装置还包括:

获取单元,用于获取上述图像分类模型的训练样本集;

训练单元,用于使用上述训练样本集对上述图像分类模型进行训练,以得到上述训练好的图像分类模型。

进一步的,上述图像分类模型包括三个二维卷积神经网络,上述三个二维卷积神经网络中的每个卷积神经网络包括三个卷积层、一个采样层和一个输出层;

上述三个二维卷积神经网络的三个输出层之后连接一个 softmax 分类器。

进一步的,上述卷积神经网络的卷积层输出为:

$$d_j^{(l)} = f\left(\sum_i d_i^{(l-1)} * w_{ij}^{(l)} + b_j^{(l)} 1_{s_o^{(l)}}\right),$$

其中, l 表示第 l 层, $d_j^{(l)}$ 表示第 l 层输出的第 j 个特征图, $d_i^{(l-1)}$ 则表示来自上一层输入的第 i 个特征图,*则代表卷积运算, $w_{ij}^{(l)}$ 代表权值, $b_j^{(l)}$ 代表偏重, $1_{s_o^{(l)}}$ 则表示尺寸符合当前层输出的全1矩阵;

上述卷积神经网络的采样层输出为:

$$d_j^{(l)}(x,y) = \frac{\sum_{m=0}^{s-1} \sum_{n=0}^{s-1} d_j^{(l-1)}(s \times x + m, s \times y + n)}{s^2} + b_j^{(l)},$$

其中, $d_j^{(l)}(x,y)$ 表示第 l 层的第 j 个特征图中 (x,y) 处的值, S 代表采样系数,在本方案中设为2, m 与 n 代表采样层偏置, $b_j^{(l)}$ 为偏置参数;

上述输出层的输出为:

$$d_j^{(l)}(0,0) = d_i^{(l-1)}(x,y),$$

其中, $j = i \times [S_o^{(l-1)}]^2 + (y-1) \times S_o^{(l-1)} + x$, $S_o^{(l-1)}$ 为上一层特征图的大小;上述分类器的输入为上述三个卷积神经网络的输出层的输出拼接之后得

到;

上述分类器输出的第 k 次训练案例符合第 u 个类别的概率为:

$$p(u|d^{(k)}; \theta) = \frac{e^{\theta_u^T d^{(k)}}}{\sum_{c=1}^K e^{\theta_c^T d^{(k)}}},$$

其中, θ 为 softmax 层的参数矩阵, θ 具有 $K \times N_o^{(l)}$ 的尺寸, K 代表分类的个数, $N_o^{(l)}$ 为第 l 层输出的特征图的数量, $N_o^{(l)} = N_o^{(l-1)} \times [S_o^{(l-1)}]^2$ 。

进一步的, 所述卷积神经网络的损失函数为:

$$Q_L = -\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \ln(p(t^{(m)} | d_{xy}^{(0)}; d_{yz}^{(0)}; d_{xz}^{(0)}; \Omega_T)) + \frac{\lambda}{2} \sum_{p=1}^K \sum_{q=1}^{N_{OT}} \theta_{T_{pq}}^2,$$

其中 $t^{(k)}$ 代表真值标识, $d_{xy}^{(0)}; d_{yz}^{(0)}; d_{xz}^{(0)}$ 则代表二维图像组的三个原始输入图像, Ω_T 代表所有的参数和偏置设置, N_{OT} 则代表三个平面的全连接层输出综合,

$N_{OT} = N_{O_{xy}}^{(L)} + N_{O_{yz}}^{(L)} + N_{O_{xz}}^{(L)}$, 权值衰减参数 λ 则设置为 10^{-2} 。

进一步的, 所述获取单元, 还用于获取三维图像训练样本;

所述图像分割装置还包括:

采集单元, 用于对所述三维图像训练样本进行采样, 得到多个三维方格训练样本图像;

第二转换单元, 用于对所述多个三维方格训练样本图像进行所述二维图像转换, 得到所述多个三维方格训练样本图像中每个三维方格训练样本图像对应的二维训练样本图像组;

标记单元, 用于对每组训练样本图像组进行标记, 以得到所述训练样本集。

进一步的, 上述训练单元包括:

输入单元, 用于将上述训练样本集中输入到上述图像分类模型中进行前向传播, 得到训练样本集的分类结果;

更新单元, 用于根据上述训练样本集的分类结果和损失函数进行反向传播,

以更新上述图像分类模型的权值参数。

进一步的，上述第一转换单元，用于从第一三维方格图像中获取三个二维图像，上述第一三维方格图像为上述多个三维方格图像中的任意一个三维方格图像，上述三个二维图像均为穿过三维方格图像的中心，且分别与三维方格图像的三个相互垂直的表面平行的切片图像；将上述三个二维图像作为上述第一三维方格图像对应的二维图像组；使用与上述第一三维方格图像相同的方法得到上述多个三维方格图像中其他三维方格图像的二维图像组。

进一步的，所述分类结果包括所述多个三维方格图像中每个三维方格图像对应的分类标签；

所述生成单元，用于根据所述多个三维方格图像在所述待分割三维图像中的坐标位置以及所述多个三维方格图像的分类标签生成所述待分割三维图像的分割图像。

可以看出，本申请实施例通过将待分割三维图像切分为多个三维方格图像；并对上述多个三维方格图像进行二维图像转换处理，得到上述多个三维方格图像中每个三维方格图像对应的二维图像组。然后，将上述多个三维方格图像对应的二维图像组输入到已训练好的图像分类模型中，得到上述多个三维方格的分类结果。最后，根据上述多个三维方格图像的分类结果生成上述三维图像的分割图像。在本申请实施例中，通过对待处理的三维图像数据进行预处理后得到二维图像数据，使得图像分割模型的输入二维的图像数据来对待分割的三维图像进行图像分割处理，减少了图像分类模型所需要的 内存、计算量 ，从而减小了图像分割模型的训练时间和难度，同时满足与三维网络近似的效果。

请参阅图 4，图 4 是本申请实施例提供的一种图像分割设备 400 的结构示意图，如图 4 所示，图像分割设备 400 包括处理器、存储器、通信接口以及一个或多个程序，其中，上述一个或多个程序不同于上述一个或多个应用程序，且上述一个或多个程序被存储在上述存储器中，并且被配置由上述处理器执行。

上述程序包括用于执行以下步骤的指令：将待分割三维图像切分为多个三维方格图像；对上述多个三维方格图像进行二维图像转换处理，得到上述多个三维方格图像中每个三维方格图像对应的二维图像组；将上述多个三维方格图像对应的二维图像组输入到已训练好的图像分类模型中，得到上述多个三维方格的分类结果；根据上述多个三维方格图像的分类结果生成上述三维图像的分割图像。

割图像。

应当理解，在本申请实施例中，所称处理器可以是中央处理单元(Central Processing Unit, CPU)，该处理器还可以是其他通用处理器、数字信号处理器(Digital Signal Processor, DSP)、专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit, ASIC)、现成可编程门阵列(Field-Programmable Gate Array, FPGA)或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。

在本申请的另一实施例中提供一种计算机可读存储介质，上述计算机可读存储介质存储有计算机程序，上述计算机程序被处理器执行时实现：将待分割三维图像切分为多个三维方格图像；对上述多个三维方格图像进行二维图像转换处理，得到上述多个三维方格图像中每个三维方格图像对应的二维图像组；将上述多个三维方格图像对应的二维图像组输入到已训练好的图像分类模型中，得到上述多个三维方格的分类结果；根据上述多个三维方格图像的分类结果生成上述三维图像的分割图像。

上述计算机可读存储介质可以是前述任一实施例上述的终端的内部存储单元，例如终端的硬盘或内存。上述计算机可读存储介质也可以是上述终端的外部存储设备，例如上述终端上配备的插接式硬盘，智能存储卡(Smart Media Card, SMC)，安全数字(Secure Digital, SD)卡，闪存卡(Flash Card)等。进一步地，上述计算机可读存储介质还可以既包括上述终端的内部存储单元也包括外部存储设备。上述计算机可读存储介质用于存储上述计算机程序以及上述终端所需的其他程序和数据。上述计算机可读存储介质还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。

在本申请所提供的几个实施例中，应该理解到，所揭露的系统、服务器和方法，可以通过其它的方式实现。例如，以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的，例如，上述单元的划分，仅仅为一种逻辑功能划分，实际实现时可以有另外的划分方式，例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统，或一些特征可以忽略，或不执行。另外，所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口、装置或单元的间接耦合或通信连接，也可以是电的，机械的或其它的形式连接。

上述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的，作为

单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元，即可以位于一个地方，或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本申请实施例方案的目的。

另外，在本申请各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中，也可以是各个单元单独物理存在，也可以是两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现，也可以采用软件功能单元的形式实现。

上述集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用，可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解，本申请的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分，或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品存储在一个存储介质中，包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机，服务器，或者网络设备等)执行本申请各个实施例上述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括：U 盘、移动硬盘、只读存储器(ROM, Read-Only Memory)、随机存取存储器 (RAM, Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

以上所述，仅为本申请的具体实施方式，但本申请的保护范围并不局限于此，任何熟悉本技术领域的技术人员在本申请揭露的技术范围内，可轻易想到各种等效的修改或替换，这些修改或替换都应涵盖在本申请的保护范围之内。因此，本申请的保护范围应以权利要求的保护范围为准。

权利要求

1、一种图像分割方法，其特征在于，包括：

将待分割三维图像切分为多个三维方格图像；

对所述多个三维方格图像进行二维图像转换处理，得到所述多个三维方格图像中每个三维方格图像对应的二维图像组；

将所述多个三维方格图像对应的二维图像组输入到已训练好的图像分类模型中，得到所述多个三维方格的分类结果；

根据所述多个三维方格图像的分类结果生成所述三维图像的分割图像。

2、根据权利要求1所述的方法，其特征在于，在所述将所述多个三维方格图像对应的二维图像组输入到已训练好的图像分类模型中之前，所述方法还包括：

获取所述图像分类模型的训练样本集；

使用所述训练样本集对所述图像分类模型进行训练，以得到所述训练好的图像分类模型。

3、根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述图像分类模型包括三个二维卷积神经网络，所述三个二维卷积神经网络中的每个卷积神经网络包括三个卷积层、一个采样层和一个输出层；

所述三个二维卷积神经网络的三个输出层之后连接一个 softmax 分类器。

4、根据权利要求3所述的方法，其特征在于，所述卷积神经网络的卷积层输出为：

$$d_j^{(l)} = f \left(\sum_i d_i^{(l-1)} * w_{ij}^{(l)} + b_j^{(l)} 1_{s_o^{(l)}} \right),$$

其中， l 表示第 l 层， $d_j^{(l)}$ 表示第 l 层输出的第 j 个特征图， $d_i^{(l-1)}$ 则表示来自

上一层输入的第 i 个特征图， $*$ 则代表卷积运算， $w_{ij}^{(l)}$ 代表权值， $b_j^{(l)}$ 代表偏重，

$1_{s_o^{(l)}}$ 则表示尺寸符合当前层输出的全1矩阵；

所述卷积神经网络的采样层输出为：

$$d_j^{(l)}(x,y) = \frac{\sum_{m=0}^{s-1} \sum_{n=0}^{s-1} d_j^{(l-1)}(s \times x + m, s \times y + n)}{s^2} + b_j^{(l)},$$

其中, $d_j^{(l)}(x,y)$ 表示第 l 层的第 j 个特征图中 (x,y) 处的值, s 代表采样系数, 在本方案中设为 2, m 与 n 代表采样层偏置, $b_j^{(l)}$ 为偏置参数;

所述输出层的输出为:

$$d_j^{(l)}(0,0) = d_i^{(l-1)}(x,y),$$

其中, $j = i \times [S_o^{(l-1)}]^2 + (y-1) \times S_o^{(l-1)} + x$, $S_o^{(l-1)}$ 为上一层特征图的大小; 所述分类器的输入为所述三个卷积神经网络的输出层的输出拼接之后得到;

所述分类器输出的第 k 次训练案例符合第 u 个类别的概率为:

$$p(u|d^{(l)(k)}; \theta) = \frac{e^{\theta_u^T d^{(l)(k)}}}{\sum_{c=1}^K e^{\theta_c^T d^{(l)(k)}}},$$

其中, θ 为 softmax 层的参数矩阵, θ 具有 $K \times N_o^{(l)}$ 的尺寸, K 代表分类的个数, $N_o^{(l)}$ 为第 l 层输出的特征图的数量, $N_o^{(l)} = N_o^{(l-1)} \times [S_o^{(l-1)}]^2$ 。

5、根据权利要求 3 所述的方法, 其特征在于, 所述卷积神经网络的损失函数为:

$$Q_\lambda = -\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \ln(p(t^{(m)} | d_{xy}^{(0)}; d_{yz}^{(0)}; d_{xz}^{(0)}; \Omega_T)) + \frac{\lambda}{2} \sum_{p=1}^K \sum_{q=1}^{N_{OT}} \theta_{Tpg}^2,$$

其中 $t^{(k)}$ 代表真值标识, $d_{xy}^{(0)}; d_{yz}^{(0)}; d_{xz}^{(0)}$ 则代表二维图像组的三个原始输入图像, Ω_T 代表所有的参数和偏置设置, N_{OT} 则代表三个平面的全连接层输出综合,

$N_{OT} = N_{O_{xy}}^{(L)} + N_{O_{yz}}^{(L)} + N_{O_{xz}}^{(L)}$, 权值衰减参数 λ 则设置为 10^{-2} 。

6、根据权利要求 2 所述的方法, 其特征在于, 所述获取所述图像分类模型

的训练样本集，包括：

获取三维图像训练样本；

对所述三维图像训练样本进行采样，得到多个三维方格训练样本图像；

对所述多个三维方格训练样本图像进行所述二维图像转换，得到所述多个三维方格训练样本图像中每个三维方格训练样本图像对应的二维训练样本图像组；

对每组训练样本图像组进行标记，以得到所述训练样本集。

7、根据权利要求 6 所述的方法，其特征在于，所述使用所述训练集样本对上述图像分类模型进行训练，包括：

将所述训练样本集中输入到上述图像分类模型中进行前向传播，得到训练样本集的分类结果；

根据所述训练样本集的分类结果和损失函数进行反向传播，以更新所述图像分类模型的权值参数。

8、根据权利要求 1-6 任一项所述的方法，其特征在于，所述对所述多个三维方格图像进行二维图像转换处理，得到所述多个三维方格图像中每个三维方格图像对应的二维图像组，包括：

从第一三维方格图像中获取三个二维图像，所述第一三维方格图像为所述多个三维方格图像中的任意一个三维方格图像，所述三个二维图像均为穿过三维方格图像的中心，且分别与三维方格图像的三个相互垂直的表面平行的切片图像；

将所述三个二维图像作为所述第一三维方格图像对应的二维图像组；

使用和所述第一三维方格图像相同的方法得到所述多个三维方格图像中其他三维方格图像的二维图像组。

9、根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述分类结果包括所述多个三维方格图像中每个三维方格图像对应的分类标签；

所述根据所述多个三维方格图像的分类结果生成所述三维图像的分割图像，包括：

根据所述多个三维方格图像在所述待分割三维图像中的坐标位置以及所述多个三维方格图像的分类标签生成所述待分割三维图像的分割图像。

10、一种图像分割装置，其特征在于，包括：

切分单元，用于将待分割三维图像切分为多个三维方格图像；

第一转换单元，用于对所述多个三维方格图像进行二维图像转换处理，得到所述多个三维方格图像中每个三维方格图像对应的二维图像组；

分类单元，用于将所述多个三维方格图像对应的二维图像组输入到已训练好的图像分类模型中，得到所述多个三维方格的分类结果；

生成单元，用于根据所述多个三维方格图像的分类结果生成所述三维图像的分割图像。

11、根据权利要求 10 所述的图像分割装置，其特征在于，所述图像分割装置还包括：

获取单元，用于获取所述图像分类模型的训练样本集；

训练单元，用于使用所述训练样本集对所述图像分类模型进行训练，以得到所述训练好的图像分类模型。

12、根据权利要求 10 所述的图像分割装置，其特征在于，所述图像分类模型包括三个二维卷积神经网络，所述三个二维卷积神经网络中的每个卷积神经网络包括三个卷积层、一个采样层和一个输出层；

所述三个二维卷积神经网络的三个输出层之后连接一个 softmax 分类器。

13、根据权利要求 12 所述的图像分割装置，其特征在于，所述卷积神经网络的卷积层输出为：

$$d_j^{(l)} = f\left(\sum_i d_i^{(l-1)} * w_{ij}^{(l)} + b_j^{(l)} \mathbf{1}_{s_o^{(l)}}\right),$$

其中， l 表示第 l 层， $d_j^{(l)}$ 表示第 l 层输出的第 j 个特征图， $d_i^{(l-1)}$ 则表示来自上一层输入的第 i 个特征图， $*$ 则代表卷积运算， $w_{ij}^{(l)}$ 代表权值， $b_j^{(l)}$ 代表偏重，

$\mathbf{1}_{s_o^{(l)}}$ 则表示尺寸符合当前层输出的全 1 矩阵；

所述卷积神经网络的采样层输出为：

$$d_j^{(l)}(x, y) = \frac{\sum_{m=0}^{s-1} \sum_{n=0}^{s-1} d_j^{(l-1)}(s \times x + m, s \times y + n)}{s^2} + b_j^{(l)},$$

其中, $d_j^{(l)}(x,y)$ 表示第 l 层的第 j 个特征图中 (x,y) 处的值, S 代表采样系数, 在本方案中设为 2, m 与 n 代表采样层偏置, $b_j^{(l)}$ 为偏置参数;

所述输出层的输出为:

$$d_j^{(l)}(0,0) = d_i^{(l-1)}(x,y),$$

其中, $j = i \times [S_o^{(l-1)}]^2 + (y-1) \times S_o^{(l-1)} + x$, $S_o^{(l-1)}$ 为上一层特征图的大小; 所述分类器的输入为所述三个卷积神经网络的输出层的输出拼接之后得到;

所述分类器输出的第 k 次训练案例符合第 u 个类别的概率为:

$$p(u|d^{(l)(k)}; \theta) = \frac{e^{\theta_u^T d^{(l)(k)}}}{\sum_{c=1}^K e^{\theta_c^T d^{(l)(k)}}},$$

其中, θ 为 softmax 层的参数矩阵, θ 具有 $K \times N_o^{(l)}$ 的尺寸, K 代表分类的个数, $N_o^{(l)}$ 为第 l 层输出的特征图的数量, $N_o^{(l)} = N_o^{(l-1)} \times [S_o^{(l-1)}]^2$ 。

14、根据权利要求 12 所述的图像分割装置, 其特征在于, 所述卷积神经网络的损失函数为:

$$Q_\lambda = -\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \ln(p(t^{(m)} | d_{xy}^{(0)}; d_{yz}^{(0)}; d_{xz}^{(0)}; \Omega_T)) + \frac{\lambda}{2} \sum_{p=1}^K \sum_{q=1}^{N_{OT}} \theta_{T_{pq}}^2,$$

其中 $t^{(k)}$ 代表真值标识, $d_{xy}^{(0)}; d_{yz}^{(0)}; d_{xz}^{(0)}$ 则代表二维图像组的三个原始输入图像, Ω_T 代表所有的参数和偏置设置, N_{OT} 则代表三个平面的全连接层输出综合,

$N_{OT} = N_{O_{xy}}^{(L)} + N_{O_{yz}}^{(L)} + N_{O_{xz}}^{(L)}$, 权值衰减参数 λ 则设置为 10^{-2} 。

15、根据权利要求 11 所述的图像分割装置, 其特征在于, 所述获取单元, 还用于获取三维图像训练样本;

所述图像分割装置还包括:

采集单元，用于对所述三维图像训练样本进行采样，得到多个三维方格训练样本图像；

第二转换单元，用于对所述多个三维方格训练样本图像进行所述二维图像转换，得到所述多个三维方格训练样本图像中每个三维方格训练样本图像对应的二维训练样本图像组；

标记单元，用于对每组训练样本图像组进行标记，以得到所述训练样本集。

16、根据权利要求 15 所述的图像分割装置，其特征在于，所述训练单元包括：

输入单元，用于将所述训练样本集中输入到上述图像分类模型中进行前向传播，得到训练样本集的分类结果；

更新单元，用于根据所述训练样本集的分类结果和损失函数进行反向传播，以更新所述图像分类模型的权值参数。

17、根据权利要求 10-16 任一项所述的图像分割装置，其特征在于，所述第一转换单元，用于从第一三维方格图像中获取三个二维图像，所述第一三维方格图像为所述多个三维方格图像中的任意一个三维方格图像，所述三个二维图像均为穿过三维方格图像的中心，且分别与三维方格图像的三个相互垂直的表面平行的切片图像；将所述三个二维图像作为所述第一三维方格图像对应的二维图像组；使用与所述第一三维方格图像相同的图像分割装置得到所述多个三维方格图像中其他三维方格图像的二维图像组。

18、根据权利要求 10 所述的图像分割装置，其特征在于，所述分类结果包括所述多个三维方格图像中每个三维方格图像对应的分类标签；

所述生成单元，用于根据所述多个三维方格图像在所述待分割三维图像中的坐标位置以及所述多个三维方格图像的分类标签生成所述待分割三维图像的分割图像。

19、一种图像分割设备，其特征在于，所述图像分割装置包括处理器、存储器和通信模块，其中，所述存储器用于存储程序代码，所述处理器用于调用所述程序代码来执行如权利要求 1-9 任一项所述的方法。

20、一种计算机可读存储介质，其特征在于，所述计算机可读存储介质存储有计算机程序，所述计算机程序包括程序指令，所述程序指令当被处理器执行时使所述处理器执行如权利要求 1-9 任一项所述的方法。

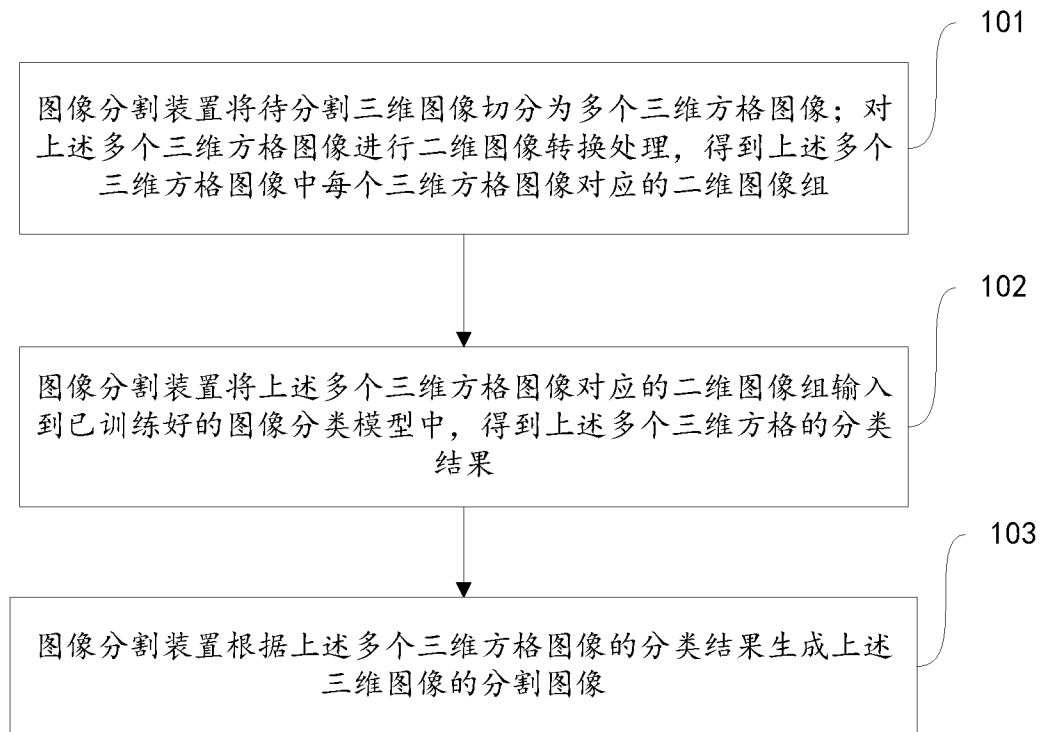


图 1

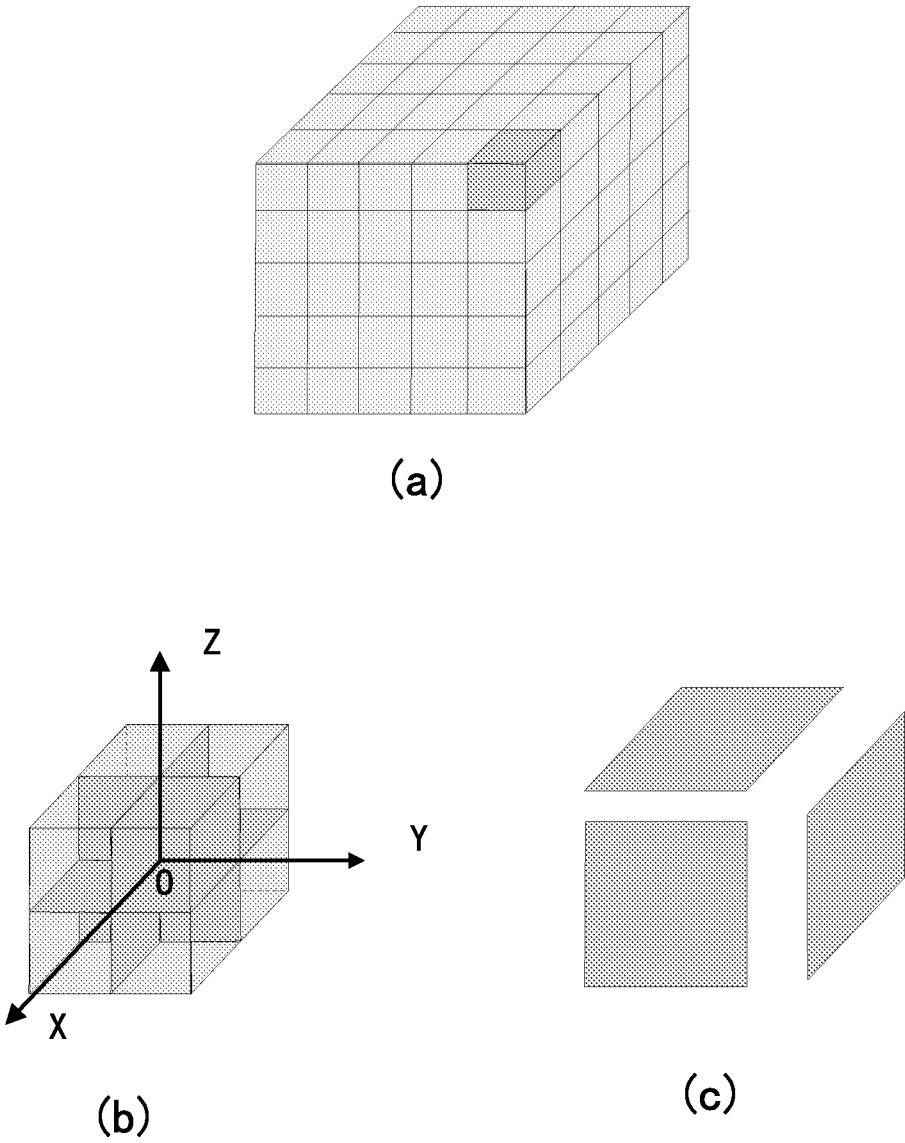


图 2

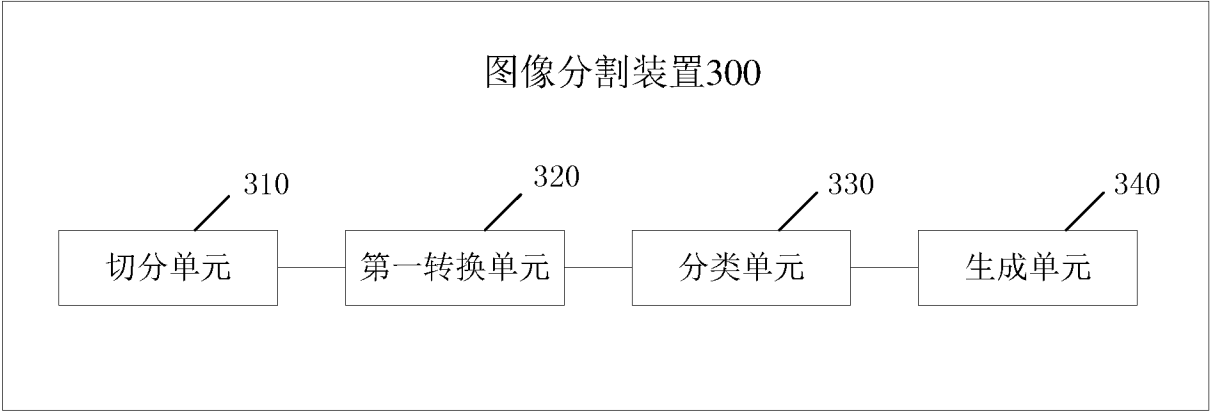


图 3

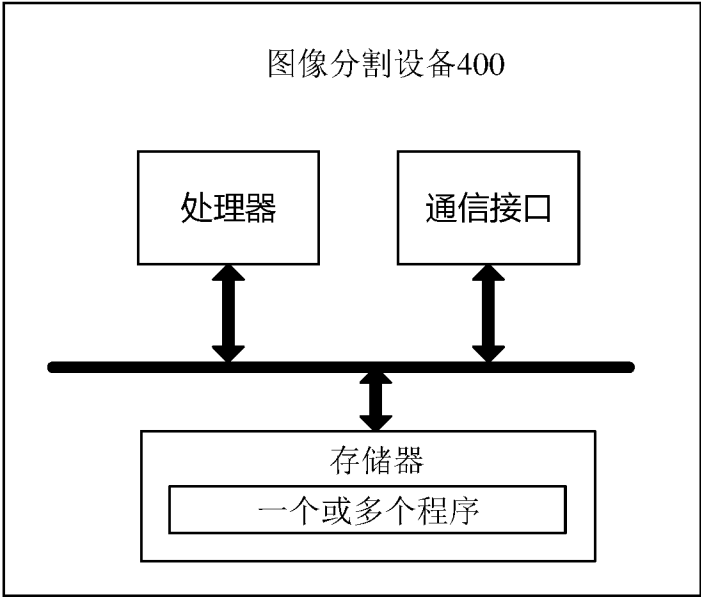


图 4

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2019/088975

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06T 7/11(2017.01)i; G06K 9/62(2006.01)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)

G06T; G06K

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)

CNPAT, CNKI, WPI, EPODOC: 图像, 分割, 切分, 切片, 划分, 切割, 三维, 二维, 方格, 方块, 立方体, 块, 分类, 卷积神经网络, 训练, 采样, 概率, 特征, image, segment, cut, "3d", "2d", "3D", "2D", grid, block, cube, class, Convolutional Neural Network, CNN, train, sample, probability, feature

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 107563983 A (SHANGHAI UNITED IMAGING HEALTHCARE CO., LTD.) 09 January 2018 (2018-01-09) claims 1-10, description, paragraphs [0005]-[0042], and figures 5-7	1-20
A	CN 108664848 A (HANGZHOU HIKVISION DIGITAL TECHNOLOGY CO., LTD.) 16 October 2018 (2018-10-16) entire document	1-20
A	CN 106803251 A (XIDIAN UNIVERSITY) 06 June 2017 (2017-06-06) entire document	1-20
A	CN 107424145 A (INSTITUTE OF SOFTWARE APPLICATION TECHNOLOGY, GUANGZHOU & CHINESE ACADEMY OF SCIENCES) 01 December 2017 (2017-12-01) entire document	1-20
A	CN 108603922 A (ARTERYS INC.) 28 September 2018 (2018-09-28) entire document	1-20
A	CN 106355194 A (GUANGGONG HUST INDUSTRIAL TECHNOLOGY RESEARCH INSTITUTE et al.) 25 January 2017 (2017-01-25) entire document	1-20



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

22 October 2019

Date of mailing of the international search report

19 November 2019

Name and mailing address of the ISA/CN

China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing
100088
China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2019/088975**C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT**

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 109118564 A (HUNAN VISUAL TOURING INFORMATION TECHNOLOGY CO., LTD.) 01 January 2019 (2019-01-01) entire document	1-20
A	US 2005251021 A1 (ACCUIMAGE DIAGNOSTICS CORPORATION) 10 November 2005 (2005-11-10) entire document	1-20

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2019/088975

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	107563983	A	09 January 2018	None			
CN	108664848	A	16 October 2018	None			
CN	106803251	A	06 June 2017	None			
CN	107424145	A	01 December 2017	None			
CN	108603922	A	28 September 2018	JP	2019504659	A	21 February 2019
				EP	3380859	A4	31 July 2019
				US	2018259608	A1	13 September 2018
				EP	3380859	A1	03 October 2018
				WO	2017091833	A1	01 June 2017
CN	106355194	A	25 January 2017	None			
CN	109118564	A	01 January 2019	None			
US	2005251021	A1	10 November 2005	US	6901277	B2	31 May 2005
				US	2003018245	A1	23 January 2003

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2019/088975

A. 主题的分类 G06T 7/11(2017.01)i; G06K 9/62(2006.01)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) G06T; G06K 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)) CNPAT, CNKI, WPI, EPDOC:图像, 分割, 切分, 切片, 划分, 切割, 三维, 二维, 方格, 方块, 立方体, 块, 分类, 卷积神经网络, 训练, 采样, 概率, 特征, image, segment, cut, "3d", "2d", "3D", "2D", grid, block, cube, class, Convolutional Neural Network, CNN, train, sample, probability, feature		
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
A	CN 107563983 A (上海联影医疗科技有限公司) 2018年 1月 9日 (2018 - 01 - 09) 权利要求1-10, 说明书第0005-0042段, 附图5-7	1-20
A	CN 108664848 A (杭州海康威视数字技术股份有限公司) 2018年 10月 16日 (2018 - 10 - 16) 全文	1-20
A	CN 106803251 A (西安电子科技大学) 2017年 6月 6日 (2017 - 06 - 06) 全文	1-20
A	CN 107424145 A (广州中国科学院软件应用技术研究所) 2017年 12月 1日 (2017 - 12 - 01) 全文	1-20
A	CN 108603922 A (阿特瑞斯公司) 2018年 9月 28日 (2018 - 09 - 28) 全文	1-20
A	CN 106355194 A (广东华中科技大学工业技术研究院 等) 2017年 1月 25日 (2017 - 01 - 25) 全文	1-20
☒ 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		国际检索报告邮寄日期
2019年 10月 22日		2019年 11月 19日
ISA/CN的名称和邮寄地址		受权官员
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		于利娜 电话号码 53961756

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
A	CN 109118564 A (湖南拓视觉信息技术有限公司) 2019年 1月 1日 (2019 - 01 - 01) 全文	1-20
A	US 2005251021 A1 (ACCUIMAGE DIAGNOSTICS CORP.) 2005年 11月 10日 (2005 - 11 - 10) 全文	1-20

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2019/088975

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	107563983	A	2018年 1月 9日	无			
CN	108664848	A	2018年 10月 16日	无			
CN	106803251	A	2017年 6月 6日	无			
CN	107424145	A	2017年 12月 1日	无			
CN	108603922	A	2018年 9月 28日	JP	2019504659	A	2019年 2月 21日
				EP	3380859	A4	2019年 7月 31日
				US	2018259608	A1	2018年 9月 13日
				EP	3380859	A1	2018年 10月 3日
				WO	2017091833	A1	2017年 6月 1日
CN	106355194	A	2017年 1月 25日	无			
CN	109118564	A	2019年 1月 1日	无			
US	2005251021	A1	2005年 11月 10日	US	6901277	B2	2005年 5月 31日
				US	2003018245	A1	2003年 1月 23日

表 PCT/ISA/210 (同族专利附件) (2015年1月)