



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 107688783 B

(45)授权公告日 2020.07.07

(21)申请号 201710731517.1

(22)申请日 2017.08.23

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 107688783 A

(43)申请公布日 2018.02.13

(73)专利权人 京东方科技集团股份有限公司
地址 100015 北京市朝阳区酒仙桥路10号

(72)发明人 李正龙

(74)专利代理机构 北京律智知识产权代理有限公司 11438

代理人 王卫忠 袁礼君

(51)Int.Cl.

G06K 9/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

(56)对比文件

CN 106780460 A,2017.05.31,

CN 107067039 A,2017.08.18,

CN 106408610 A,2017.02.15,

US 9679192 B2,2017.06.13,

CN 106296653 A,2017.01.04,

CN 104616289 A,2015.05.13,

CN 105957063 A,2016.09.21,

Juan Nunez-Iglesias等.Machine

Learning of Hierarchical Clustering to Segment 2D and 3D Images.《PLOS》.2013,1-11.

审查员 丁蓬莉

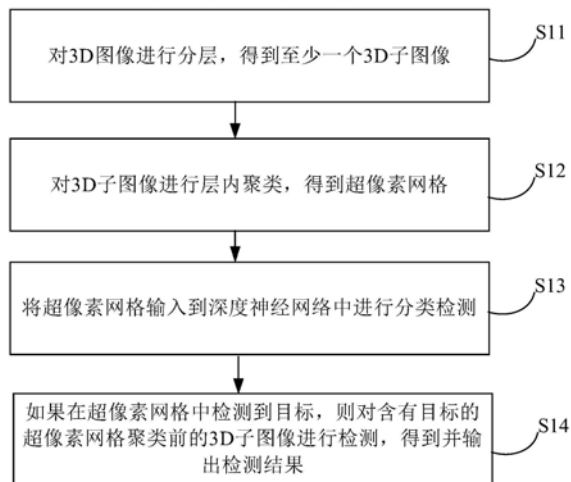
权利要求书2页 说明书8页 附图2页

(54)发明名称

3D图像检测方法、装置、电子设备及计算机可读介质

(57)摘要

本公开提供一种3D图像检测方法、装置、电子设备及计算机可读介质,属于图像数据处理技术领域。该3D图像检测方法包括:对3D图像进行分层,得到至少一个3D子图像,其中3D子图像包含多张2D图像;对3D子图像进行层内聚类,得到超像素网格;将超像素网格输入到深度神经网络中进行检测;如果在超像素网格中检测到目标,则对含有目标的超像素网格聚类前的所述3D子图像进行检测,得到并输出检测结果。通过对3D图像进行分层聚类,并对聚类得到的超像素网格先进行分层检测,如果存在目标则再进一步做精细检测,这样可以降低对系统运算能力的需求,不仅占用内存小,而且训练简单,运行时间也较短。



1. 一种3D图像检测方法,其特征在于,包括:
对3D图像进行分层,得到至少一个3D子图像,其中所述3D子图像包含多张2D图像;
对所述3D子图像进行层内聚类,得到超像素网格;
将所述超像素网格输入到深度神经网络中进行检测;
如果在所述超像素网格中检测到目标,则对含有目标的超像素网格聚类前的所述3D子图像进行检测,得到并输出检测结果。
2. 根据权利要求1所述的3D图像检测方法,其特征在于,所述3D图像的大小为 $C \times H \times W$,其中 C, H, W 分别为所述3D图像的2D图像的张数以及所述2D图像的高和宽,所述对3D图像进行分层包括:
将所述3D图像拆分为 K 个3D子图像, $C_i = C/K$,所述3D子图像中含有 $C_i \times H \times W$ 个像素,其中, C_i 为每个所述3D子图像的2D图像的张数, C_i 和 K 为大于1的自然数。
3. 根据权利要求2所述的3D图像检测方法,其特征在于,所述对所述3D子图像进行层内聚类包括:
将所述3D子图像在高和宽方向划分为 $L \times M$ 个网格,其中 L 和 M 为大于1的自然数;
将所述 $L \times M$ 个网格作为初始值,采用超像素算法进行聚类。
4. 根据权利要求1所述的3D图像检测方法,其特征在于,将所述超像素网格输入到深度神经网络中进行检测时采用第一分类器进行检测。
5. 根据权利要求4所述的3D图像检测方法,其特征在于,对含有目标的超像素网格聚类前的所述3D子图像进行检测时采用第二分类器进行检测,所述第二分类器的精度大于所述第一分类器的精度。
6. 一种3D图像检测装置,其特征在于,包括:
分层模块,配置为对3D图像进行分层,得到多个3D子图像,其中所述3D子图像包含多张2D图像;
聚类模块,配置为对所述3D子图像进行层内聚类,得到至少一个超像素网格;
粗检测模块,配置为将所述至少一个超像素网格输入到深度神经网络中进行检测;
精细检测模块,配置为当在所述超像素网格中检测到目标时,对含有目标的超像素网格聚类前的所述3D子图像进行检测,得到并输出检测结果。
7. 根据权利要求6所述的3D图像检测装置,其特征在于,所述3D图像的大小为 $C \times H \times W$,其中 C, H, W 分别为所述3D图像的2D图像的张数以及所述2D图像的高和宽,所述对3D图像进行分层包括:将所述3D图像拆分为 K 个3D子图像, $C_i = C/K$,所述3D子图像中含有 $C_i \times H \times W$ 个像素,其中, C_i 为每个所述3D子图像的2D图像的张数, C_i 和 K 为大于1的自然数。
8. 根据权利要求7所述的3D图像检测装置,其特征在于,所述粗检测模块利用第一分类器对所述超像素网格进行检测,所述精细检测模块利用第二分类器对含有目标的超像素网格聚类前的所述3D子图像进行检测,其中所述第二分类器的精度大于所述第一分类器的精度。
9. 一种电子设备,其特征在于,包括:
处理器;
存储器,存储用于所述处理器控制如权利要求1-5任一项所述的方法步骤。
10. 一种计算机可读介质,其上存储有计算机可执行指令,其特征在于,所述可执行指

令被处理器执行时实现如权利要求1-5任一项所述的方法步骤。

3D图像检测方法、装置、电子设备及计算机可读介质

技术领域

[0001] 本公开涉及图像数据处理技术领域,具体而言,涉及一种3D图像检测方法、装置、电子设备及计算机可读介质。

背景技术

[0002] 在医疗诊断过程中,医疗图像数据起着极为重要的作用。目前深度学习技术在医疗图像处理上获得了极为广泛的应用。

[0003] 相对于传统方法,深度学习技术可以有效利用大量图像数据,学习获得知识,辅助放射科医生读取判断病例图像。特别的,针对二维图像,如X光片、DR、超声等,深度学习在医院实际应用的实例。相对而言,深度学习技术在三维(即3D)图像(如CT,MRI等)上的应用并没有得到普及。深度学习技术在三维图像上的应用主要受限于网络连接数巨大,导致处理过程中内存消耗巨大,而且训练起来也较为困难。

[0004] 因此,现有技术中的技术方案还存在有待改进之处。

[0005] 需要说明的是,在上述背景技术部分公开的信息仅用于加强对本公开的背景的理解,因此可以包括不构成对本领域普通技术人员已知的现有技术的信息。

发明内容

[0006] 本公开的目的在于提供一种3D图像检测方法、装置、电子设备及计算机可读介质,进而至少在一定程度上克服由于相关技术的限制和缺陷而导致的一个或者多个问题。

[0007] 本公开的其他特性和优点将通过下面的详细描述变得清晰,或者部分地通过本公开的实践而习得。

[0008] 根据本公开的一个方面,提供一种3D图像检测方法,包括:

[0009] 对3D图像进行分层,得到至少一个3D子图像,其中所述3D子图像包含多张2D图像;

[0010] 对所述3D子图像进行层内聚类,得到超像素网格;

[0011] 将所述超像素网格输入到深度神经网络中进行检测;

[0012] 如果在所述超像素网格中检测到目标,则对含有目标的超像素网格聚类前的所述3D子图像按照所述2D图像的分辨率进行检测,得到并输出检测结果。

[0013] 在本公开的一种示例性实施例中,所述3D图像的大小为 $C \times H \times W$,其中 C, H, W 分别为所述2D图像的张数以及所述2D图像的高和宽,所述对3D图像进行分层包括:

[0014] 将所述3D图像拆分为 K 个3D子图像, $C_i = C/K$,其中 K 为大于1的自然数,所述3D子图像中含有 $C_i \times H \times W$ 个像素。

[0015] 在本公开的一种示例性实施例中,所述对所述3D子图像进行层内聚类包括:

[0016] 将所述3D子图像在高和宽方向划分为 $L \times M$ 个网格,其中 L 和 M 为大于1的自然数;

[0017] 将所述 $L \times M$ 个网格作为初始值,采用超像素算法进行聚类。

[0018] 在本公开的一种示例性实施例中,将所述超像素网格输入到深度神经网络中进行检测时采用第一分类器进行检测。

[0019] 在本公开的一种示例性实施例中,对含有目标的超像素网格聚类前的所述3D子图像进行检测时采用第二分类器进行检测,所述第二分类器的精度大于所述第一分类器的精度。

[0020] 根据本公开的第二方面,还提供一种3D图像检测装置,包括:

[0021] 分层模块,配置为对3D图像进行分层,得到至少一个3D子图像,其中所述3D子图像包含多张2D图像;

[0022] 聚类模块,配置为对所述3D子图像进行层内聚类,得到超像素网格;

[0023] 粗检测模块,配置为将所述超像素网格输入到深度神经网络中进行检测;

[0024] 精细检测模块,配置为当在所述超像素网格中检测到目标时,对含有目标的超像素网格聚类前的所述3D子图像进行检测,得到并输出检测结果。

[0025] 在本公开的一种示例性实施例中,所述3D图像的大小为 $C \times H \times W$,其中 C, H, W 分别为所述2D图像的张数以及所述2D图像的高和宽,所述对3D图像进行分层包括:将所述3D图像拆分为 K 个3D子图像, $C_i = C/K$,所述3D子图像中含有 $C_i \times H \times W$ 个像素,其中 C_i 和 K 为大于1的自然数。

[0026] 在本公开的一种示例性实施例中,所述粗检测模块利用第一分类器对所述超像素网格进行检测,所述精细检测模块利用第二分类器对含有目标的超像素网格聚类前的所述3D子图像进行检测,其中所述第二分类器的精度大于所述第一分类器的精度。

[0027] 根据本公开的第三方面,还提供一种电子设备,包括:处理器;存储器,存储用于所述处理器控制以上所述的方法步骤。

[0028] 根据本公开的第四方面,还提供一种计算机可读介质,其上存储有计算机可执行指令,所述可执行指令被处理器执行时实现以上所述的方法步骤。

[0029] 本公开的某些实施例的3D图像检测方法、装置、电子设备及计算机可读介质,通过对3D图像进行分层和聚类,并对聚类得到的超像素网格先进行分层检测,如果存在目标则再进一步做精细检测,这样可以降低对系统运算能力的需求,不仅占用内存小,而且训练简单,运行时间也较短。

[0030] 应当理解的是,以上的一般描述和后文的细节描述仅是示例性和解释性的,并不能限制本公开。

附图说明

[0031] 此处的附图被并入说明书中并构成本说明书的一部分,示出了符合本公开的实施例,并与说明书一起用于解释本公开的原理。显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本公开的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0032] 图1示出本公开一实施例中提供的一种3D图像检测方法的示意图。

[0033] 图2示出本公开一实施例中步骤S12的示意图。

[0034] 图3示出本公开另一实施例中提供的一种3D图像检测装置的示意图。

[0035] 图4示出本公开再一实施例中提供的电子设备的计算机系统的结构示意图。

具体实施方式

[0036] 现在将参考附图更全面地描述示例实施方式。然而，示例实施方式能够以多种形式实施，且不应被理解为限于在此阐述的范例；相反，提供这些实施方式使得本公开将更加全面和完整，并将示例实施方式的构思全面地传达给本领域的技术人员。附图仅为本公开的示意性图解，并非一定是按比例绘制。图中相同的附图标记表示相同或类似的部分，因而将省略对它们的重复描述。

[0037] 此外，所描述的特征、结构或特性可以以任何合适的方式结合在一个或更多实施方式中。在下面的描述中，提供许多具体细节从而给出对本公开的实施方式的充分理解。然而，本领域技术人员将意识到，可以实践本公开的技术方案而省略所述特定细节中的一个或更多，或者可以采用其它的方法、组元、装置、步骤等。在其它情况下，不详细示出或描述公知结构、方法、装置、实现、材料或者操作以避免喧宾夺主而使得本公开的各方面变得模糊。

[0038] 附图中所示的一些方框图是功能实体，不一定必须与物理或逻辑上独立的实体相对应。可以采用软件形式来实现这些功能实体，或在一个或多个硬件模块或集成电路中实现这些功能实体，或在不同网络和/或处理器装置和/或微控制器装置中实现这些功能实体。

[0039] 如果将深度学习技术直接应用在三维图像的处理上，会存在以下问题：

[0040] 首先，不同于二维图像，三维图像在判读病灶的时候一般需要考虑相邻多张图像的信息。在利用深度学习模型对病灶进行判断的时候，最直接的方法是将三维图像直接输入到网络，实施端到端 (end-to-end) 的训练过程。假设CT数据的切片数为100，在图像的高和宽保持不变的情况下，CT数据的像素个数是二维图像的100倍，所使用的GPU显存数量也要远远大于同样大小的二维图像。因此对于三维图像而言，采用深度学习技术进行训练的内存使用量太大，训练模型的大小受制于GPU显存的大小，很难使用复杂度较高的模型。

[0041] 其次，输入到网络后训练较为困难，在连接数较大的情况下，训练过程会增加时间，且加大收敛到局部极值的难度。

[0042] 基于上述，需要提供一种新的方法能够将深度学习技术在三维图像的处理上得到更好的应用。

[0043] 图1示出本公开一实施例中提供的一种3D图像检测方法的示意图，该方法适用于对医疗诊断过程中所涉及的医疗图像数据，特别是3D医疗图像。

[0044] 如图1所示，在步骤S11中，对3D图像进行分层，得到至少一个3D子图像，其中3D子图像包含多张2D图像。

[0045] 如图1所示，在步骤S12中，对3D子图像进行层内聚类，得到超像素网格。

[0046] 如图1所示，在步骤S13中，将超像素网格输入到深度神经网络中进行检测。

[0047] 如图1所示，在步骤S14中，如果在超像素网格中检测到目标，则对含有目标的超像素网格聚类前的3D子图像进行检测，得到并输出检测结果。

[0048] 该实施例中提供一种分层检测的算法和思路，通过分层聚类得到超像素网格，对超像素网格进行粗检测，并对检测到目标的超像素网格进行更为精细的检测，从而达到减少使用内存的目的。

[0049] 在本实施例中对图像进行分层具体包括：

[0050] 在本实施例中,标记3D图像 $I_{C \times H \times W}$ 的大小为 $C \times H \times W$,其中 C, H, W 分别为图像的通道数(即组成3D图像的2D图像的张数)、2D图像的高和宽。将3D图像 $I_{C \times H \times W}$ 按照顺序拆分为 K 个3D子图像 $I_{C_i \times H \times W}$,其中 $C_i = C/K$, K 为大于1的自然数,这样每个3D子图像 $I_{C_i \times H \times W}$ 有 $C_i \times H \times W$ 个像素。也就是在通道上对3D图像按照每 C_i 张图进行拆分,例如,100x320x420的3D图像为100张大小为320x420的图像,100为通道数,320为图像的高度,420为图像的宽度。假设 K 为4,那么拆分为4个3D子图像,每个3D子图像的大小为25x320x420,即 $C_i = C/K = 100/4 = 25$,也就是每个3D子图像包含25张大小为320x420的图像,是一个25维的矢量。

[0051] 图2示出本实施例中步骤S12的流程图,即对3D子图像进行层内聚类,得到超像素网格具体包括以下步骤:

[0052] 如图2所示,在步骤S21中,将3D子图像在高和宽方向划分为 $L \times M$ 个网格,其中 L 和 M 为大于1的自然数。

[0053] 需要说明的是, L 和 M 可以是不等的,也可以是相等(即 $L \times L$ 或 $M \times M$)的,仅是为了将高为 H 和宽为 W 的3D子图像中划分出多个网格,网格的大小(即 L 和/或 M 的数值)和形状(即 L 和 M 是否相等)可以根据需要设定,此处不再赘述。

[0054] 如图2所示,在步骤S22中,将 $L \times M$ 个网格作为初始值,采用超像素算法进行聚类,得到超像素网格。在本实施例中,为了方便,在步骤S21中将3D子图像在高和宽方向划分为 $L \times L$ 个网格,即其中的网格可以是正方形网格,也可以是长方形网格。聚类完成之后,每个网格有一个单一的矢量代表,通过聚类将 $I_{C_i \times H \times W}$ 表示为 $I_{C_i \times L \times L}$; $I_{C_i \times L \times L}$ 可以看做一张 $L \times L$ 大小的图像,每个像素是一个 C_i 维的矢量。

[0055] 需要说明的是,本实施例中3D子图像经过聚类得到一个对应的超像素网格,而每个超像素网格是由高和宽方向划分产生的多个网格。分层聚类完成之后,3D子图像的像素个数由 $C_i \times H \times W$ 减少到 $L \times L$ 个,也就是通过步骤S11和S12对子图像进行层内聚类,减少3D子图像 $I_{C_i \times H \times W}$ 的信息冗余,同时将相关的像素进行融合,可以达到降维的目的,像素个数减少,分辨率也降低。

[0056] 本实施例中可以采用SLIC(simple linear iterative cluster,简单的线性迭代聚类)生成超像素(superpixel),SLIC算法大致思想是:将图像从RGB颜色空间转换到CIE-Lab颜色空间,对应每个像素的 (L, a, b) 颜色值和 (x, y) 坐标组成一个5维向量 $V[L, a, b, x, y]$,两个像素的相似性即可由它们的向量距离来度量,距离越大,相似性越小。

[0057] 算法首先生成 K 个种子点,然后在每个种子点的周围空间里搜索距离该种子点最近的若干像素,将他们归为与该种子点一类,直到所有像素点都归类完毕。然后计算这 K 个超像素里所有像素点的平均向量值,重新得到 K 个聚类中心,然后再以这 K 个中心去搜索其周围与其最为相似的若干像素,所有像素都归类完后重新得到 K 个超像素,更新聚类中心,再次迭代,如此反复直到收敛。

[0058] 该算法接受一个参数 K ,用于指定生成的超像素数目。设原图有 N 个像素,则分割后每块超像素大致有 N/K 个像素,每块超像素的边长大致为 $S = [N/K]^{0.5}$,每隔 S 个像素取一个聚类中心,然后以这个聚类中心的周围 $2S \times 2S$ 为其搜索空间,与其最为相似的若干点即在此空间中搜寻。另外,为了避免所选的聚类中心是边缘和噪声这样的不合理点,算法做了改进,在 3×3 的窗口中将聚类中心移动到梯度最小的区域,梯度定义为

[0059] $G(x,y) = [V(x+1,y) - V(x-1,y)]^2 + [V(x,y+1) - V(x,y-1)]^2$

[0060] 这样就可以避免上面所说的情况。

[0061] 因为L,a,b在CIE-Lab颜色空间,L,a,b的大小有限制,而图像尺寸则没有限制,如果图片的尺寸比较大,会造成衡量向量距离时空间距离(x,y)的影响过大,所以需要调制空间距离(x,y)的影响,所以需要x,y进行标准化。改进向量距离的度量如下:

[0062] $d_{lab} = [(L_k - L_i)^2 + (a_k - a_i)^2 + (b_k - b_i)^2]^{0.5}$

[0063] $d_{xy} = [(X_i - X_k)^2 + (Y_k - Y_i)^2]^{0.5}$

[0064] $D_s = d_{lab} + (m/S) * d_{xy}$

[0065] 其中m为用来调整d_{xy}的权值,一般为1-20,在算法中设置为10。

[0066] 最后可能出现一些小的区域d被标记为归属某一块超像素但却与这块超像素没有连接,就需要把这块小区域d重新归类为与这块小区域d连接的最大的超像素中去,以保证每块超像素的完整。

[0067] 在本实施例中,步骤S13和步骤S14中的“检测”均是指利用深度神经网络进行分类,不同之处在于:步骤S13中将超像素网格输入到深度神经网络中进行检测时采用第一分类器进行检测,步骤S14中对3D子图像进行检测,就是对含有目标的超像素网格聚类前的3D子图像进行逐张检测,检测时采用第二分类器进行检测,且第二分类器的精度大于第一分类器的精度。

[0068] 其中步骤S13的检测的结果就是该超像素网格中是否存在有检测的目标,例如是否存在病灶,如果在超像素网格中检测到目标,就说明聚类构成这一超像素网格聚类前的3D子图像中存在病灶,需要进行进一步精细检测,即进行步骤S14;如果在超像素网格中没有检测到目标,说明聚类构成这一超像素网格聚类前的3D子图像中不存在病灶,检测结束,不需要进行更加精细的检测。也就是仅仅对含有目标的超像素网格聚类前的3D子图像进行精细检测,其他不含有目标的超像素网格聚类前的3D子图像无需进行精细检测,因此训练起来更加简单,而且训练的时间也大大缩短。

[0069] 假设步骤S13中检测的目标是3D图像上的肺结节,可以首先对降维之后的3D子图像进行检测,判断是否可能存在肺结节,此过程中使用的第一分类器具有很低的漏警率,同时允许虚警率可以较高。

[0070] 需要说明的是,漏警率和虚警率这两个概率都是越小越好,但是一般来说他们两者无法同时达到任意小,在其他条件一定时虚警概率越小漏警概率就会越大;漏警概率越小虚警概率就会越大。通常,给定其中一个错误的概率不超过某个值(比如不超过1%)时,让另一个错误的概率尽量小,也就是本实施例中在粗检测时尽量保证很低的漏警率,即不漏掉目标,但是这时虚警率也能会高一些,但是粗检的目的就是要把含有目标的超像素网格选出来。

[0071] 而步骤S14中就是在检测到目标后,对含有目标的超像素网格聚类前的3D子图像再进行精细检测,由于步骤S13中是按照聚类后的超像素进行检测是针对分辨率较低的图像进行检测,相对而言,步骤S14中的精细检测就是按照构成3D子图像的2D图像的分辨率进行检测,因此所利用的第二分类器的精度也要高于第一分类器的精度。

[0072] 需要说明的是,本实施例中经过步骤S14进行精细检测得到的检测结果可以是病灶在2D图像上的位置或形状,也可以是直接输出是否存在病灶。这个检测结果取决于实

际应用以及训练所使用的网络。

[0073] 综上所述,本实施例提供的方法通过对3D图像进行分层和聚类,并对聚类得到的超像素网格先进行分层检测,如果存在目标则再进一步做精细检测,这样可以降低对系统运算能力的需求,不仅占用内存小,而且训练简单,运行时间也较短,提高检测的效率。

[0074] 图3还示出本公开另一实施例中提供的一种3D图像检测装置的示意图,该装置300包括:分层模块310、聚类模块320、粗检测模块330和精细检测模块340。

[0075] 分层模块310配置为对3D图像进行分层,得到至少一个3D子图像,其中3D子图像包含多张2D图像;聚类模块320配置为对3D子图像进行层内聚类,得到超像素网格;粗检测模块330配置为将超像素网格输入到深度神经网络中进行检测;精细检测模块340配置为当在超像素网格中检测到目标时,对含有目标的超像素网格聚类前的3D子图像进行检测,得到并输出检测结果。

[0076] 其中分层模块310和聚类模块320具体如何进行分层和聚类的参见上述方法实施例中的描述,此处不再赘述。在本实施例中,粗检测模块330利用第一分类器对超像素网格进行检测,精细检测模块340利用第二分类器对含有目标的超像素网格聚类前的3D子图像进行检测,其中第二分类器的精度大于第一分类器的精度。

[0077] 需要说明的是,该3D图像检测装置中各个模块的功能参见上述方法实施例中的相关描述,此处不再赘述。

[0078] 本实施例中的3D图像检测装置可以实现与上述3D图像检测方法相同的技术效果,此处不再赘述。

[0079] 另一方面,本公开还提供了一种电子设备,包括处理器和存储器,存储器存储用于上述处理器控制以下的操作的指令:

[0080] 对3D图像进行分层,得到至少一个3D子图像,其中3D子图像包含多张2D图像;对3D子图像进行层内聚类,得到超像素网格;将超像素网格输入到深度神经网络中进行检测;如果在超像素网格中检测到目标,则对含有目标的超像素网格聚类前的3D子图像进行检测,得到并输出检测结果。

[0081] 下面参考图4,其示出了适于用来实现本申请实施例的电子设备的计算机系统400的结构示意图。图4示出的电子设备仅仅是一个示例,不应对本申请实施例的功能和使用范围带来任何限制。

[0082] 如图4所示,计算机系统400包括中央处理单元(CPU)401,其可以根据存储在只读存储器(ROM)402中的程序或者从存储部分407加载到随机访问存储器(RAM)403中的程序而执行各种适当的动作和处理。在RAM 403中,还存储有系统400操作所需的各种程序和数据。CPU 401、ROM 402以及RAM 403通过总线404彼此相连。输入/输出(I/O)接口405也连接至总线404。

[0083] 以下部件连接至I/O接口405:包括键盘、鼠标等的输入部分406;包括诸如阴极射线管(CRT)、液晶显示器(LCD)等以及扬声器等的输出部分407;包括硬盘等的存储部分408;以及包括诸如LAN卡、调制解调器等网络接口卡的通信部分409。通信部分409经由诸如因特网的网络执行通信处理。驱动器410也根据需要连接至I/O接口405。可拆卸介质411,诸如磁盘、光盘、磁光盘、半导体存储器等等,根据需要安装在驱动器410上,以便于从其上读出的计算机程序根据需要被安装入存储部分408。

[0084] 特别地,根据本公开的实施例,上文参考流程图描述的过程可以被实现为计算机软件程序。例如,本公开的实施例包括一种计算机程序产品,其包括承载在计算机可读介质上的计算机程序,该计算机程序包含用于执行流程图所示的方法的程序代码。在这样的实施例中,该计算机程序可以通过通信部分409从网络上被下载和安装,和/或从可拆卸介质411被安装。在该计算机程序被中央处理单元(CPU)401执行时,执行本申请的系统中限定的上述功能。

[0085] 需要说明的是,本申请所示的计算机可读介质可以是计算机可读信号介质或者计算机可读介质或者是上述两者的任意组合。计算机可读介质例如可以是——但不限于——电、磁、光、电磁、红外线、或半导体的系统、装置或器件,或者任意以上的组合。计算机可读介质的更具体的例子可以包括但不限于:具有一个或多个导线的电连接、便携式计算机磁盘、硬盘、随机访问存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦式可编程只读存储器(EPROM或闪存)、光纤、便携式紧凑磁盘只读存储器(CD-ROM)、光存储器件、磁存储器件、或者上述的任意合适的组合。在本申请中,计算机可读介质可以是任何包含或存储程序的有形介质,该程序可以被指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用。而在本申请中,计算机可读的信号介质可以包括在基带中或者作为载波一部分传播的数据信号,其中承载了计算机可读的程序代码。这种传播的数据信号可以采用多种形式,包括但不限于电磁信号、光信号或上述的任意合适的组合。计算机可读的信号介质还可以是计算机可读介质以外的任何计算机可读介质,该计算机可读介质可以发送、传播或者传输用于由指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用的程序。计算机可读介质上包含的程序代码可以用任何适当的介质传输,包括但不限于:无线、电线、光缆、RF等等,或者上述的任意合适的组合。

[0086] 附图中的流程图和框图,图示了按照本申请各种实施例的系统、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、或代码的一部分,上述模块、程序段、或代码的一部分包含一个或多个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。也应当注意,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,两个接连地表示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,框图或流程图中的每个方框、以及框图或流程图中的方框的组合,可以用执行规定的功能或操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。

[0087] 描述于本申请实施例中涉及到的单元可以通过软件的方式实现,也可以通过硬件的方式来实现。所描述的单元也可以设置在处理器中,例如,可以描述为:一种处理器包括发送单元、获取单元、确定单元和第一处理单元。其中,这些单元的名称在某种情况下并不构成对该单元本身的限定,例如,发送单元还可以被描述为“向所连接的服务端发送图片获取请求的单元”。

[0088] 另一方面,本公开还提供了一种计算机可读介质,该计算机可读介质可以是上述实施例中描述的设备中所包含的;也可以是单独存在,而未装配入该设备中。上述计算机可读介质承载有一个或者多个程序,当上述一个或者多个程序被一个该设备执行时,使得该设备包括:对3D图像进行分层,得到至少一个3D子图像,其中3D子图像包含多张2D图像;对3D子图像进行层内聚类,得到超像素网格;将超像素网格输入到深度神经网络中进行检测;

如果在超像素网格中检测到目标,则对含有目标的超像素网格聚类前的3D子图像进行检测,得到并输出检测结果。

[0089] 应清楚地理解,本公开描述了如何形成和使用特定示例,但本公开的原理不限于这些示例的任何细节。相反,基于本公开公开的内容的教导,这些原理能够应用于许多其它实施方式。

[0090] 以上具体地示出和描述了本公开的示例性实施方式。应可理解的是,本公开不限于这里描述的详细结构、设置方式或实现方法;相反,本公开意图涵盖包含在所附权利要求的精神和范围内的各种修改和等效设置。

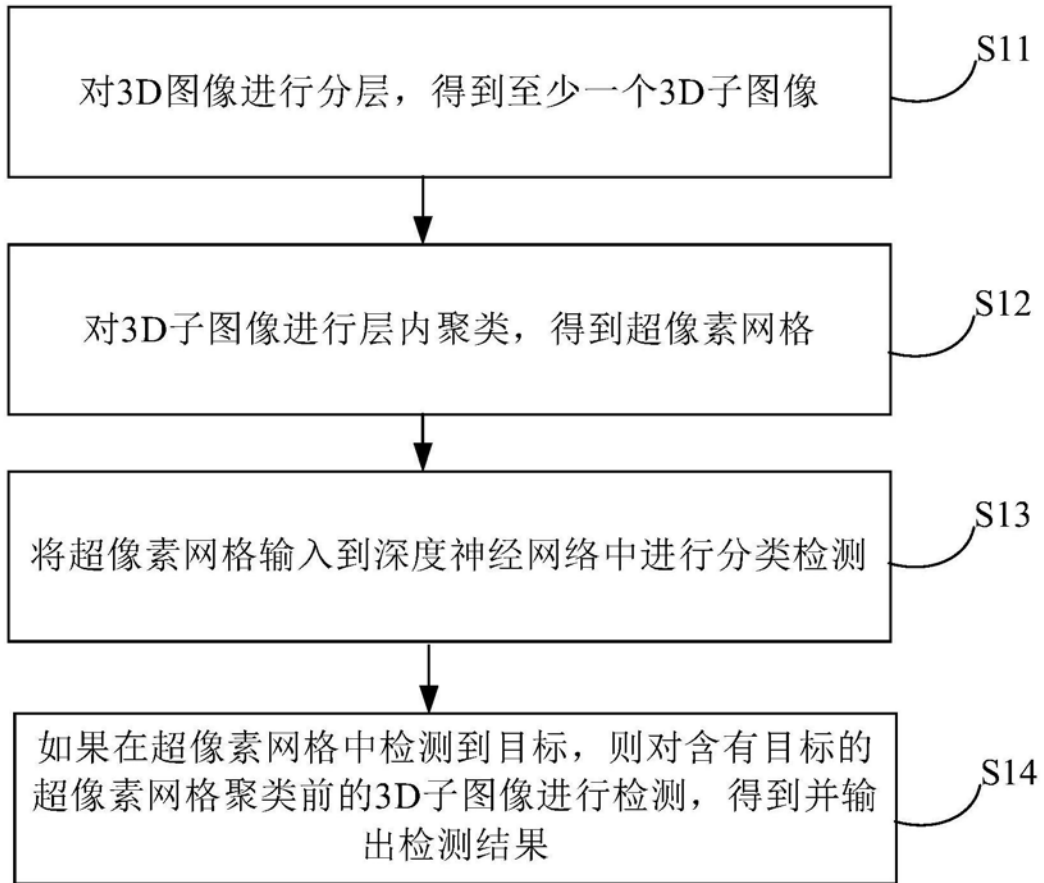


图1

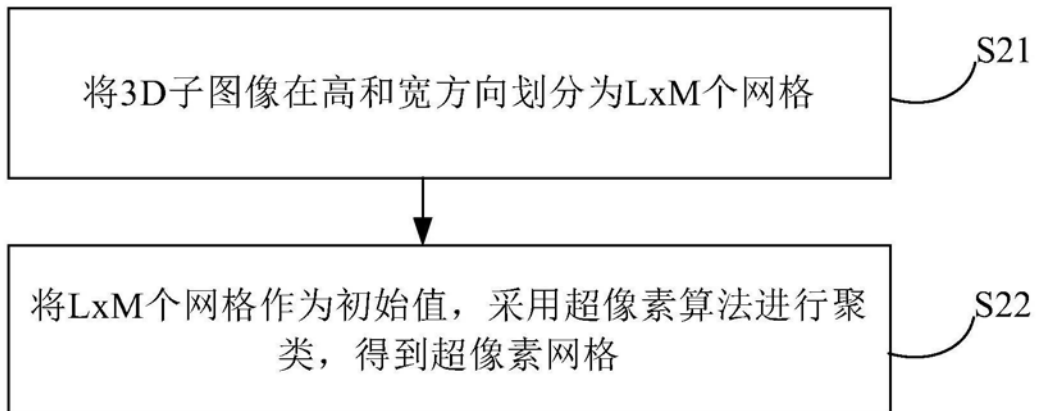


图2

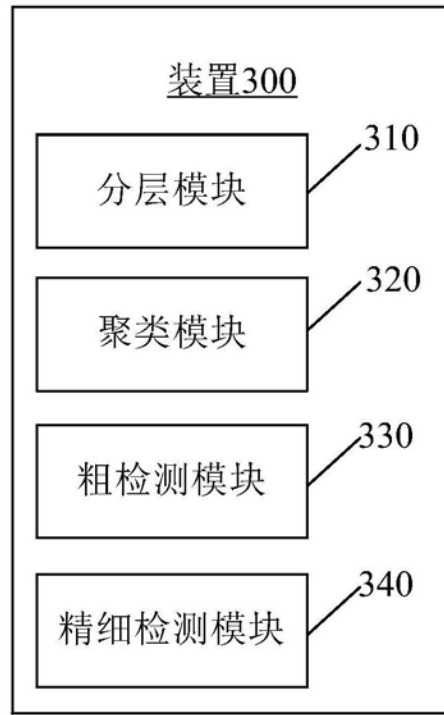


图3

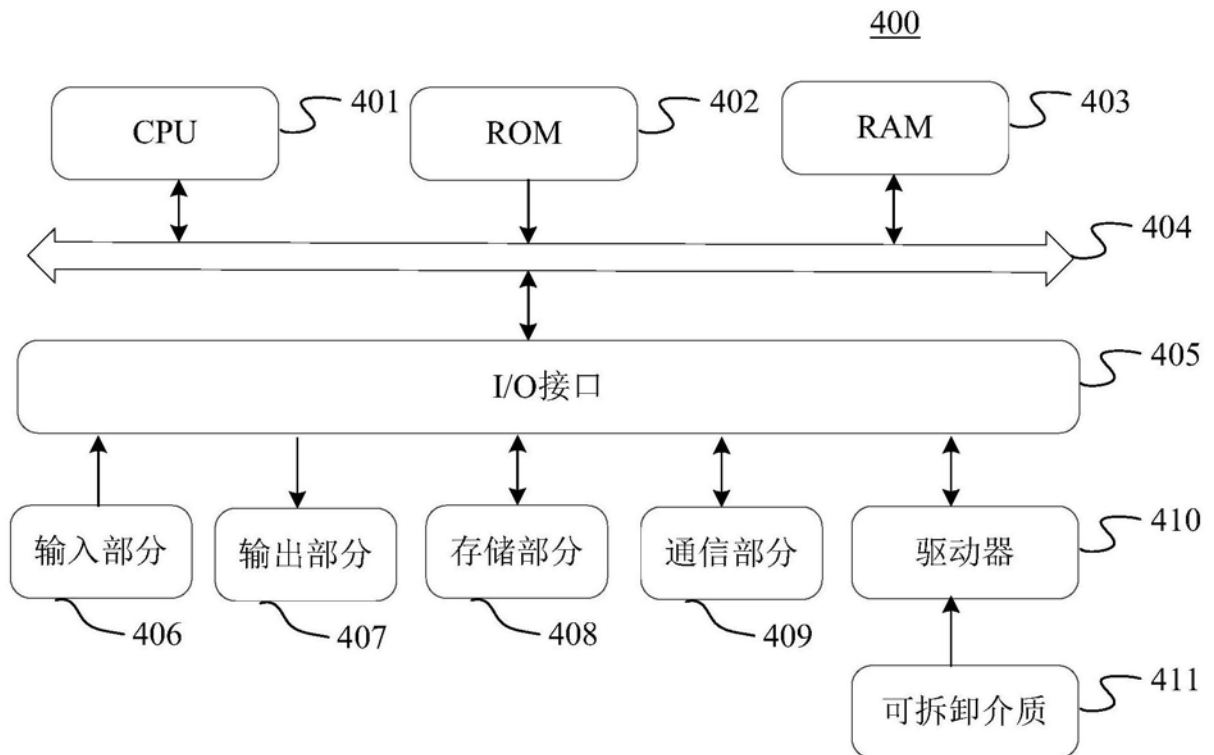


图4