(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 10 月 8 日 (08.10.2020)

WIPO | PCT

(10) 国际公布号
WO 2020/199477 A1

(51) 国际专利分类号:
G06T 7/13 (2017.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2019/103139

(22) 国际申请日: 2019 年 8 月 28 日 (28.08.2019)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
201910268876.7 2019年4月4日 (04.04.2019) 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 518057 (CN)。

(72) 发明人: 李风仪 (LI, Fengyi); 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 518057 (CN)。 南洋 (NAN, Yang); 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 518057 (CN)。 侯晓帅 (HOU, Xiaoshuai); 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 518057 (CN)。 吕传峰 (LV, Chuanfeng); 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 518057 (CN)。

(74) 代理人: 深圳市力道知识产权代理事务所（普通合伙） (SHENZHEN LIDAO INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY (GENERAL PARTNERSHIP)); 中国广东省深圳市福田区园岭街道八卦一路50号鹏基商务时空大厦1717-1719, Guangdong 518000 (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,

(54) **Title:** IMAGE LABELING METHOD AND APPARATUS BASED ON MULTI-MODEL FUSION, AND COMPUTER DEVICE AND STORAGE MEDIUM

(54) **发明名称**: 基于多模型融合的图像标注方法、装置、计算机设备及存储介质



图 1

(57) **Abstract:** Disclosed are an image labeling method and apparatus based on multi-model fusion, and a computer device and a storage medium. The method comprises: preprocessing an image to be labeled to obtain instance images; carrying out binary classification on the instance images; combining binary classification results to acquire a classification result image; carrying out binarization segmentation on the instance images; combining segmentation results to obtain a segmentation result image; calculating a binarized fusion image according to the classification result image and the segmentation result image; and extracting the contour of the fusion image to label a region of interest.

(57) **摘要**: 一种基于多模型融合的图像标注方法、装置、计算机设备及存储介质，方法包括：预处理待标注图像得到实例图像；将实例图像进行二分类；将二分类结果拼接以获取分类结果图像；将实例图像二值化分割；将分割结果拼接得到分割结果图像；根据分类结果图像和分割结果图像计算二值化的融合图像；提取融合图像的轮廓标注感兴趣区域。

WO 2020/199477 A1

[见续页]

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。

(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))。

基于多模型融合的图像标注方法、装置、计算机设备及存储介质

本申请要求于 2019 年 4 月 4 日提交中国专利局、申请号为 201910268876.7、发明名称为“基于多模型融合的图像标注方法、装置、计算机设备及存储介质”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

本申请涉及图像处理技术领域，尤其涉及一种基于多模型融合的图像标注方法、装置、计算机设备及存储介质。

背景技术

在一些应用场景中，需要在图像中分割出感兴趣的目标区域；但是由于有些图像，如皮肤病变图像的细粒度变化，让系统自动对图像各区域进行分类十分困难。虽然现有的深度卷积神经网络（CNN）常被用于分类各种不同细粒度的对象，并且在多项任务中表现良好，但是仍存在准确率低的问题。

发明内容

本申请实施例提供一种基于多模型融合的图像标注方法、装置、计算机设备及存储介质，能够较佳地实现对待标注图像中感兴趣区域的标注，标注的重合率、查准率较高。

第一方面，本申请提供了一种基于多模型融合的图像标注方法，所述方法包括：

获取待标注图像并对所述待标注图像进行预处理以得到若干实例图像；

将各所述实例图像输入基于 DenseNet 网络的分类模型进行二分类；

将所述若干实例图像对应的二分类结果拼接以获取分类结果图像；

将各所述实例图像输入基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割模型进行二值化分割；

将所述若干实例图像对应的二值化分割结果拼接以获取分割结果图像；

根据所述分类结果图像和所述分割结果图像计算二值化的融合图像；

提取所述融合图像的轮廓，并根据所述轮廓标注所述待标注图像中的感兴趣区域。

第二方面，本申请提供了一种基于多模型融合的图像标注装置，所述装置包括：

预处理模块，用于获取待标注图像并对所述待标注图像进行预处理以得到若干实例图像；

二分类模块，用于将各所述实例图像输入基于 DenseNet 网络的分类模型进行二分类；

分类拼接模块，用于将所述若干实例图像对应的二分类结果拼接以获取分类结果图像；

二值化分割模块，用于将各所述实例图像输入基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割模型进行二值化分割；

分割拼接模块，用于将所述若干实例图像对应的二值化分割结果拼接以获取分割结果图像；

融合模块，用于根据所述分类结果图像和所述分割结果图像计算二值化的融合图像；

标注模块，用于提取所述融合图像的轮廓，并根据所述轮廓标注所述待标注图像中的感兴趣区域。

第三方面，本申请提供了一种计算机设备，所述计算机设备包括存储器和处理器；所述存储器用于存储计算机程序；所述处理器，用于执行所述计算机程序并在执行所述计算机程序时实现上述的基于多模型融合的图像标注方法。

第四方面，本申请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，若所述计算机程序被处理器执行，实现上述的基于多模型融合的图像标注方法。

本申请公开了一种基于多模型融合的图像标注方法、装置、设备及存储介质，通过基于 DenseNet 网络的分类模型对待标注图像的实例图像进行二分类以获取分类结果图像，以及通

过基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割模型对待标注图像的实例图像进行二值化分割以获取分割结果图像，进而将分类结果图像和分割结果图像融合提取用于标注待标注图像中感兴趣区域的轮廓；标注的重合率、查准率较高，可降低假阳性率。

附图说明

为了更清楚地说明本申请实施例的技术方案，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他的附图。

图 1 为本申请一实施例的基于多模型融合的图像标注方法的流程示意图；

图 2 为一实施例中图像标注方法的应用场景示意图；

图 3 为待标注图像的示意图；

图 4 为图 3 中待标注图像处理得到的实例图像的示意图；

图 5 为 DenseNet 网络的结构示意图；

图 6 为一实施例中的分类模型进行二分类的子流程示意图；

图 7 为 DenseNet 网络中稠密块的结构示意图；

图 8 为一实施例中的分类模型进行二分类的子流程示意图；

图 9 为分类结果图像的示意图；

图 10 为分割模型中 Vnet 网络的结构示意图；

图 11 为 FPN 网络的结构示意图；

图 12 为分割模型进行二值化分割的子流程示意图；

图 13 为 FPN 网络根据 Vnet 网络上采样处理的结果输出二值化分割结果的子流程示意图；

图 14 为实例图像对应的二值化分割结果的示意图；

图 15 为分割结果图像的示意图；

图 16 为本申请另一实施例的基于多模型融合的图像标注方法的流程示意图；

图 17 为分类结果图像与分割结果图像取交集得到二值化的融合图像的子流程示意图；

图 18 为本申请再一实施例的基于多模型融合的图像标注方法的流程示意图；

图 19 为标注待标注图像中的感兴趣区域的示意图；

图 20 为本申请一实施例提供的基于多模型融合的图像标注装置的结构示意图；

图 21 为本申请另一实施例提供的基于多模型融合的图像标注装置的结构示意图；

图 22 为本申请一实施例提供的一种计算机设备的结构示意图。

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，显然，所描述的实施例是本申请一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例，本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都属于本申请保护的范围。

附图中所示的流程图仅是示例说明，不是必须包括所有的内容和操作/步骤，也不是必须按所描述的顺序执行。例如，有的操作/步骤还可以分解、组合或部分合并，因此实际执行的顺序有可能根据实际情况改变。另外，虽然在装置示意图中进行了功能模块的划分，但是在某些情况下，可以以不同于装置示意图中的模块划分。

本申请的实施例提供了一种基于多模型融合的图像标注方法、装置、设备及存储介质。其中，该基于多模型融合的图像标注方法可以应用于终端或服务器中，以实现对图像中感兴趣区域的标注。

例如，基于多模型融合的图像标注方法用于服务器，当然可以用于终端，比如手机、笔记本、台式机等。但为了便于理解，以下实施例将以应用于服务器的基于多模型融合的图像

标注方法进行详细介绍。

下面结合附图，对本申请的一些实施方式作详细说明。在不冲突的情况下，下述的实施例及实施例中的特征可以相互组合。

请参阅图 1，图 1 是本申请的实施例提供的一种基于多模型融合的图像标注方法的流程示意图。

如图 1 所示，基于多模型融合的图像标注方法包括以下步骤：

步骤 S110、获取待标注图像并对所述待标注图像进行预处理以得到若干实例图像。

在一些可选的实施例中，待标注图像为用于实现基于多模型融合的图像标注方法的装置在本地存储的图像、该装置从网络获取的图像、该装置从与其连接的输入装置获取的图像、该装置从其他电子设备获取的图像等。

如图 2 所示，服务器从终端获取待标注图像，服务器与终端均连接于互联网，用户在终端将待标注图像上传至服务器；服务器通过基于多模型融合的图像标注方法标注待标注图像中的感兴趣区域，还可以将标注结果传回该终端。

待标注图像可以为彩色图像、灰度图像等。获取到待标注图像后可以对待标注图像进行一些预处理，如尺寸调整、裁剪处理、旋转处理和/或图像算法处理等等；其中图像算法处理包括：调整色温算法、调整曝光算法、调整对比度算法、高光恢复算法、低光补偿算法、白平衡算法、调整清晰度算法、雾化算法索引、调整自然饱和度算法等。

示例性的，如图 3 所示为服务器获取的待标注图像，具体为皮肤基底细胞癌病理图像。

在一些实施例中，待标注图像的尺寸较大，可以通过图像切割等预处理将待标注图像处理为若干预设尺寸的实例图像，即 patch 或 instance。如图 4 所示为两个实例图像的示例。需要注意的是，图 3 和图 4 中示出的待标注图像和实例图像不体现实际待标注图像和实例图像之间的大小、比例关系。

步骤 S120、将各所述实例图像输入基于 DenseNet 网络的分类模型进行二分类。

基于预先训练好的基于 DenseNet 网络，如 DenseNet121 网络的分类（classification）模型对各所述实例图像进行预测。

DenseNet 网络是一种具有密集连接的卷积神经网络，可以缓解梯度消失的问题，加强特征传播，鼓励特征复用，可以极大的减少参数量。如图 5 所示，一个 DenseNet 网络包括多个稠密块 Dense Block。相邻两个 Dense Block 的之间包括过渡块 transition block，即 transition layers。

在一些可选的实施例中，如图 6 所示，步骤 S120 将各所述实例图像输入基于 DenseNet 网络的分类模型进行二分类，具体包括：

步骤 S121、若基于 DenseNet 网络的分类模型预测所述实例图像存在感兴趣区域，所述实例图像对应的二分类结果为第一值区块。

如果基于 DenseNet 网络的分类模型检测到某实例图像存在感兴趣区域，如癌变区域，则分类模型分类时将这一实例图像划分为第一值区块。示例性的，第一值区块的大小与实例图像的大小相同，即长、宽相等。

示例性的，第一值为 255，在灰度或黑白图像中，第一值区块为白色区块。

步骤 S122、若基于 DenseNet 网络的分类模型预测所述实例图像不存在感兴趣区域，所述实例图像对应的二分类结果为第二值区块。

如果基于 DenseNet 网络的分类模型检测到某实例图像不存在感兴趣区域，如癌变区域，则分类模型分类时将这一实例图像划分为第二值区块。示例性的，第二值区块的大小与实例图像的大小相同，即长、宽相等。

示例性的，第二值为 0，在灰度或黑白图像中，第二值区块为黑色区块。

示例性的，感兴趣区域为癌变区域，若基于 DenseNet 网络的分类模型预测所述实例图像存在感兴趣区域，所述实例图像对应的二分类结果为阳性区块；若基于 DenseNet 网络的分类

模型预测所述实例图像不存在感兴趣区域，所述实例图像对应的二分类结果为阴性区块。

在另一些实施例中，若基于 DenseNet 网络的分类模型预测所述实例图像中感兴趣区域的比例大于预设阈值，所述实例图像对应的二分类结果为第一值区块。若基于 DenseNet 网络的分类模型预测所述实例图像中感兴趣区域的比例不大于预设阈值，所述实例图像对应的二分类结果为第二值区块。

如图 7 所示为 DenseNet 网络中一个稠密块 Dense Block 的结构示意图。在各稠密块 Dense Block 中的任何两层之间都有直接的连接，即网络每一层的输入都是前面所有层输出的连接，即 Concatenate，而该层所学习的特征图也会被直接传给其后面的各层作为输入；从而 DenseNet 网络可以最大化网络中所有层之间的信息流。

在一些实施例中，这种结构一方面可以减轻训练过程中梯度消散的问题，因为在反传时每一层都会接受其后所有层的梯度信号，所以不会出现随着网络深度的增加，靠近输入层的梯度越来越小的问题，使得底层的特征在高层中也有反映；另一方面由于大量的特征被复用，使得使用少量的卷积核就可以生成大量的特征，最终模型的尺寸比较小。

如图 8 所示，基于 DenseNet 网络的分类模型对输入的实例图像进行二分类，具体包括：

S11、对输入的实例图像进行预处理，以获取特征图像。

示例性的，输入的实例图像的大小为[512，512，3]，即实例图像的长和宽均为 512 个像素，有三个通道，例如实例图像为 RGB 三通道的图像。

具体的，对输入的实例图像进行预处理，包括以下步骤：

补零与卷积，利用补零层 ZeroPadding2D 将实例图像处理为[518，518，3]的大小，以及利用卷积层 Conv2D 对补零后的图像卷积，输出[256，256，64]的特征图像。补零层主要用于在单个矩阵的两边补零，以便后续卷积等处理时控制特征图的大小。

批标准化，利用正规化层 Batch Normalization 对[256，256，64]的特征图像进行批标准化，输出为批标准化了的[256，256，64]的特征图像。正规化层主要用于将数据分布状态归一化为标准正态分布，以利于在训练模型的时候加快收敛速度。具体的，对正规化层设置的位置以及数量不做限定，例如正规化层可以设置于 DenseNet 网络的开端、位于卷积层之前或者位于卷积层之后。示例性的，将正规化层设置于卷积层之后，可以提升卷积得到的结构化特征数据的收敛速度。

非线性处理，利用激活层 Activation 对批标准化了的[256，256，64]的特征图像进行非线性处理。具体的非线性处理可以根据非线性函数 ReLU 实现。非线性函数 ReLU 是一个元素级别的操作，可以将特征图中的所有小于 0 的像素值设置为零。非线性处理的目的是在 DenseNet 网络中引入非线性。

补零与池化，利用补零层 ZeroPadding2D 将非线性处理后的[256，256，64]的特征图像处理为[258，258，64]的大小，以及利用池化层 MaxPooling2D 对补零后的特征图像池化，输出[128，128，64]的特征图像。

具体的，这一步骤的池化采用最大值池化 maxpooling；最大值池化具有不变（invariance）性，这种不变性包括平移（translation）不变性、旋转（rotation）不变性和尺度（scale）不变性；最大值池化还可以在保留主要特征的同时减少参数和计算量，防止过拟合，提高模型泛化能力。

S12、根据 DenseNet 网络中的第一个稠密块增加预处理后的特征图像的通道数。

具体的，如图 5 所示，根据第一个稠密块 Dense Block 增加特征图像的通道数 channel。如图 7 所示，第一个稠密块循环执行若干次以下操作：批标准化 Batch Normalization、激活层 Activation 非线性处理、卷积层 Conv 卷积处理、批标准化 Batch Normalization、激活层 Activation 非线性处理、卷积层 Conv 卷积处理以及连接层 Concatenate 连接处理。其中连接层 Concatenate 将连接层后面一层和连接层前面所有层都建立一个连接，这样会减少网络网络层数，有利于网络的训练。每次循环完成，图像大小不变，通道数 channel 数量增加 32。

S13、根据 DenseNet 网络中的第一个过渡块缩小所述第一个稠密块输出的特征图像的大小。

具体的，过渡块循环执行若干次以下操作：批标准化 Batch Normalization、激活层 Activation 非线性处理、卷积层 Conv 卷积处理、池化处理；其中，卷积层的卷积核为 1×1，池化采用均值池化 AveragePooling，池化窗口为 2×2；在减少维度的同时，更有利信息传递到下一步骤进行特征提取，能减小邻域大小受限造成的估计值方差增大引起的特征提取的误差，更多的保留图像的背景信息。每次循环完成，特征图像的大小变为原来的一半，通道数 channel 数量不变。

S14、根据 DenseNet 网络中的第二个稠密块增加所述第一个过渡块输出特征图像的通道数，以及根据第二个过渡块缩小所述第二个稠密块输出特征图像的大小。

S15、根据 DenseNet 网络中的第三个稠密块增加所述第二个过渡块输出特征图像的通道数，以及根据第三个过渡块缩小所述第三个稠密块输出特征图像的大小。

S16、根据 DenseNet 网络中的第四个稠密块增加所述第三个过渡块输出特征图像的通道数。

示例性的，DenseNet 网络中的第四个稠密块 dense block4 的输出为[16，16，1024]的特征图像，即长和宽均为 16 个像素，有 1024 个通道。

S17、对所述第四个稠密块输出的特征图像进行批标准化以及全局平均池化。

示例性的，对所述第四个稠密块输出的[16，16，1024]的特征图像进行批标准化 Batch Normalization，然后进行全局平均池化 GlobalAvergatePooling，之后输出为长度为 1024 的一维特征向量。

S18、根据所述全局平均池化得到的特征向量对所述实例图像进行二分类。

示例性的，根据所述长度为 1024 的一维特征向量对所述实例图像进行预测，二分类的结果具体为第一值区块或第二值区块。

步骤 S130、将所述若干实例图像对应的二分类结果拼接以获取分类结果图像。

示例性的，图 3 所示的待标注图像预处理得到若干实例图像后，基于 DenseNet 网络的分类模型对各实例图像进行预测，各实例图像的预测结果拼接后得到分类（classification）结果图像，如图 9 所示。图 9 中的黑色区域包括若干第二值区块，对应于不存在感兴趣区域的实例图像；图 9 中的白色区域包括若干第一值区块，对应于存在感兴趣区域的实例图像。

步骤 S140、将各所述实例图像输入基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割模型进行二值化分割。

Vnet 网络适用于三维结构的医学影像分割，能够实现 3D 图像端到端的图像语义分割。如图 10 所示为一 Vnet 网络的结构示意图，Vnet 网络包括下采样（encoder）部分和上采样（decoder）部分，整体可看作是一个 V 形。

如图 11 所示，FPN（feature pyramid networks，特征金字塔）网络包括一个自底向上的线路，一个自顶向下的线路以及横向连接（lateral connection）。图 11 虚线框中放大的区域就是横向连接，其中 1×1 的卷积核的主要作用是减少卷积核的个数，也就是减少了特征图像（feature map）的个数，并不改变特征图像的尺寸大小。

具体的，FPN 网络自底向上的部分其实就是神经网络普通的正向传播过程，特征图经过卷积核计算，通常会越变越小。自顶向下的过程采用上采样（up sampling）进行，把更抽象、语义更强的高层特征图进行上采样；然后通过把该特征横向连接至前一层特征，横向连接将上采样的结果和自底向上生成的相同大小的特征图像进行融合（merge），每一层预测（predict）所用的特征图像都融合了不同分辨率、不同语义强度的特征，可以完成对应分辨率大小的物体进行检测，保证每一层都有合适的分辨率以及强语义特征。横向连接的两层特征在空间尺寸上相同，利用底层定位细节信息。

FPN 主要解决的是物体检测中的多尺度问题，通过简单的网络连接改变，在基本不增加

原有模型计算量的情况下，大幅度提升了小物体检测的性能。基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割（segmentation）模型利用 Vnet 网络结合特征金字塔网络的网络结构提升二值化分割的效果。

在一些可选的实施例中，如图 12 所示，步骤 S140 将各所述实例图像输入基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割模型进行二值化分割具体包括：

步骤 S141、将所述实例图像输入所述分割模型的 Vnet 网络。

示例性的，输入实例图像的大小为[1024，1024，3]，其中 3 代表 3 个通道如 RGB 通道。

步骤 S142、基于所述 Vnet 网络对所述实例图像依次进行非线性激活、若干次下采样和若干次上采样处理。

示例性的，其中，非线性激活处理包括对输入的实例图像经进行批标准化 Bach Normalization、卷积操作，然后再经过 PReLU 激活层处理；卷积操作的过滤器 filter 为 16 个，卷积核尺寸为 5×5，可以通过填充 padding 保证特征图像大小不变。

示例性的，通过卷积（convolutional）层对非线性激活处理后的特征图像依次进行 5 次下采样（encoder）处理。其中，前四次下采样都先进行批标准化（Batch Normalization）和 PReLU 激活，再将本次下采样的输入特征图像和经过处理的特征图像对应位置相加后，经过一次降维操作，缩小图像，缩小因子为 2。第五次下采样的时候不进行降维操作。具体的，第一次下采样输入的特征图像的大小为[1024，1024，16]，输出的特征图像的大小为[512，512，32]；第二次下采样输入的特征图像的大小为[512，512，32]，输出的特征图像的大小为[256，256，64]；第三次下采样输入的特征图像的大小为[256，256，64]，输出的特征图像的大小为[128，128，128]；第四次下采样输入的特征图像的大小为[128，128，128]，输出的特征图像的大小为[64，64，256]；第五次下采样输入的特征图像的大小为[64，64，256]，输出的特征图像的大小为[64，64，256]，不进行降维操作。

示例性的，对若干次下采样后输出的特征图像进行四次上采样（decoder）处理。每次上采样过程的输入有两个：通过细粒度特征转发（fine-grained features forwarding）传来的相应下采样过程的输入和前一处理过程的输出；先经过连接（concatenate）层将两个输入合并到一起，然后对合并结果进行批标准化和 PReLU 激活，然后再将批标准化和 PReLU 激活的输出和前一处理过程的输出进行特征求和（element-wise sum）；之后通过去卷积（de-convolutional）层进行上采样操作。

具体的，第一次上采样的输入为第四次下采样的输入[128，128，128]和第五次下采样过程的输出[64，64，256]经过卷积得到的[128，128，128]，输出特征图像的大小为[256，256，64]；第二次上采样的输入为第三次下采样的输入[256，256，64]和第一次上采样的输出[256，256，64]，输出的大小为[512，512，32]；第三次上采样的输入为第二次下采样的输入[512，512，32]和第二次上采样的输出[512，512，32]，输出的大小为[1024，1024，16]；第四次上采样过程的输入为第一次下采样的输入[1024，1024，16]和第三次上采样的输出[1024，1024，16]，输出的大小为[1024，1024，16]。

步骤 S143、基于所述分割模型的 FPN 网络，根据各所述上采样处理的结果输出二值化分割的结果。

具体的，根据 FPN 网络对上采样处理后的特征图像进行预测。

示例性的，如图 13 所示，步骤 S143 基于所述分割模型的 FPN 网络，根据各所述上采样处理的结果输出二值化分割的结果，具体包括以下步骤：

步骤 S1431、对 Vnet 网络中第一次上采样过程的输出做卷积操作。

示例性的，卷积核数目 filter 为 128，输入特征图像的大小为[256，256，64]，输出特征图像的大小为[256，256，128]。

步骤 S1432、对 Vnet 网络中第二次上采样过程的输出做卷积操作。

示例性的，卷积核数目 filter 为 128。

步骤 S1433、将对第一次上采样过程的输出卷积操作的结果进行上采样处理，并将上采样处理的结果与对第二次上采样过程的输出卷积操作的结果进行相加。

示例性的，第二次上采样过程的输出[512，512，32]卷积操作后的大小为[512，512，128]，步骤 S1431 的输出[256，256，128]上采样操作后的大小为[512，512，128]，二者相加的输出的大小为[512，512，128]。

步骤 S1434、对 Vnet 网络中第三次上采样过程的输出做卷积操作。

示例性的，卷积核数目 filter 为 128。

步骤 S1435、将对第二次上采样过程的输出卷积操作的结果进行上采样处理，并将上采样处理的结果与对第三次上采样过程的输出卷积操作的结果进行相加。

示例性的，第三次上采样过程的输出[1024，1024，16]卷积操作后的大小为[1024，1024，128]，步骤 S1432 的输出[512，512，128]上采样操作后的大小为[1024，1024，128]，二者相加输出的大小为[1024，1024，128]。

步骤 S1436、对 Vnet 网络中第四次上采样过程的输出做卷积操作。

示例性的，卷积核数目 filter 为 128。

步骤 S1437、将对第三次上采样过程的输出卷积操作的结果与对第四次上采样过程的输出卷积操作的结果进行相加。

示例性的，第四次上采样过程的输出[1024，1024，16]卷积操作后的大小为[1024，1024，128]，步骤 S1434 的输出的大小为[1024，1024，128]，二者相加的输出的大小为[1024，1024，128]。

步骤 S1438、对相加的结果进行 1×1 卷积，以获取二值化的分割结果图像。

示例性的，对步骤 S1437 的输出[1024，1024，128]做 1×1 卷积，得到二值化的分割（segmentation）结果图像。

在一些实施例中，输入分割模型中 Vnet 网络的实例图像与所述二值化分割的结果，即分割结果图像的长、宽相等。

在一些实施例中，若所述分割模型预测所述实例图像存在感兴趣区域，所述二值化分割的结果中与所述感兴趣区域对应的区域为第一值区域。若所述分割模型预测所述实例图像存在非感兴趣区域，所述二值化分割的结果中与所述非感兴趣区域对应的区域为第二值区域。

示例性的，如果分割模型检测到某实例图像存在感兴趣区域，如癌变区域，则分割模型输出的二值化分割结果中与所述感兴趣区域对应的区域为第一值区域；不与所述感兴趣区域对应的区域为第二值区域。

示例性的，第一值为 255，在灰度或黑白图像中，第一值区域为白色区域；第二值为 0，在灰度或黑白图像中，第二值区域为黑色区域。

示例性的，感兴趣区域为癌变区域，若基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割模型预测所述实例图像存在感兴趣区域，则所述分割模型输出的二值化分割结果中与所述感兴趣区域对应的区域为阳性区域，所述分割模型输出的二值化分割结果中不与所述感兴趣区域对应的区域为阴性区域。

步骤 S150、将所述若干实例图像对应的二值化分割结果拼接以获取分割结果图像。

示例性的，图 3 所示的待标注图像预处理得到若干实例图像后，基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割模型对各实例图像进行二值化分割，图 3 中相应实例图像的二值化分割结果如图 14 所示。图 14 中的黑色区域对应于二值化分割结果中的第二值区域，表示不是感兴趣区域；图 14 中的白色区域对应于二值化分割结果中的第一值区域，表示是感兴趣区域。

如图 15 所示为将所述若干实例图像对应的二值化分割结果拼接以获取分割结果图像。

步骤 S160、根据所述分类结果图像和所述分割结果图像计算二值化的融合图像。

通过综合基于 DenseNet 网络的分类模型预测的分类结果和基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割模型预测的分割结果，进一步提升对待标注图像中感兴趣区域预测的效果。

在一些可选的实施例中，如图 16 所示，步骤 S160 根据所述分类结果图像和所述分割结果图像计算二值化的融合图像，具体包括：

步骤 S161、将所述分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像。示例性的，如果分类结果图像中某位置对应于感兴趣区域，且分割结果图像中的相应位置也对应于感兴趣区域，则二值化的融合图像中的相应位置也对应于感兴趣区域。

示例性的，如图 17 所示，步骤 S161 将所述分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像，具体包括：

步骤S1611、若所述分类结果图像中为第一值的像素在所述分割结果图像中也为第一值，将所述融合图像中相应的像素设为第一值。

示例性的，如果分类结果图像中某位置为白色，且分割结果图像中的相应位置也为白色，则二值化的融合图像中的相应位置也是白色。

步骤 S1612、若所述分类结果图像中的像素为第二值，将所述融合图像中相应的像素设为第二值。

步骤 S1613、若所述分割结果图像中的像素为第二值，将所述融合图像中相应的像素设为第二值。

示例性的，如果分类结果图像中某位置为黑色，或者分割结果图像中的相应位置为黑色，则二值化的融合图像中的相应位置就是黑色。

在一些可选的实施例中，如图 18 所示，在步骤 S161 将所述分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像之前，基于多模型融合的图像标注方法还包括：

步骤 S101、将所述分类结果图像中的第一值区块进行膨胀。

在本实施例中，步骤 S161 将所述分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像，具体包括：

步骤 S1601、将所述膨胀后的分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像。

膨胀可以让分类结果图像中第一值区块的边缘平滑，从而可以使得通过取交集得到的融合图像中第一值、第二值的边界平滑。

步骤 S170、提取所述融合图像的轮廓，并根据所述轮廓标注所述待标注图像中的感兴趣区域。

融合图像中第一值、第二值的边界，即交集的边界限定的范围可以作为预测得到的感兴趣区域的范围。

示例性的，具体的，根据预测生成的融合图像，提取融合图像中感兴趣区域的所有轮廓点以构成融合图像的轮廓；然后基于轮廓点生成.xml 文件，以待标注图像的名字命名，扩展名为.ndpa，即为待标注图像对应的标注文件，将该标注文件在原图像进行显示，如图 19 所示，就可以根据所述轮廓标注所述待标注图像中的感兴趣区域。

在一些实施例中，将待标注图像对应的标注文件在原图像进行显示可以由图 2 中的服务器执行，也可以由图 2 中的终端执行。

在另一些可行的实施例中，根据所述分类模型、分割模型对各所述实例图像进行预测，并分别根据各所述实例图像的二分类结果、二值化分割结果计算各实例图像对应的二值化的融合图像；然后将各实例图像对应的融合图像进行拼接后得到待标注图像对应的二值化的融合图像。

在一些可行的实施例中，基于 DenseNet 网络的分类模型和基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割模型可以一起训练。训练的样本包括不包含感兴趣区域的待分割图像、标记了感兴趣区域的待分割图像；损失函数采用 weightedloss 和 focalloss，两者侧重点不一样，组合损失函数可以将不同的因素融合进模型训练过程，从而可以提升模型的重合率 Dice、查准率 IoU；降低假阳性率 fpr，即实际无感兴趣区域但被判为阳性的百分比；而且通过使用精密度 precision

而非准确度 accuracy 评价训练效果，提升了对假阳性的抑制，并利用组合损失函数进一步优化训练效果。

基于 DenseNet 网络的分类模型和基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割模型的预测结果融合后，几近达到百分百抑制假阳性的效果，且模型的预测速度达到 90 秒/每张，显著减少医生的工作负担。具体的，模型的 Dice 为 0.88，IoU 为 0.83。

其中，重合率 Dice 的定义如下：

$$\text{Dice}（A, B）=2\frac{|A\cap B|}{|A|+|B|}$$

A 表示模型产生的目标窗口，即分割结果（SegResult），B 表示原来的标记窗口，即 Ground Truth。

查准率 IoU 表示分割结果与标记窗口的交集比上分割结果与标记窗口的并集。

上述实施例提供的基于多模型融合的图像标注方法，通过基于 DenseNet 网络的分类模型对待标注图像的实例图像进行二分类以获取分类结果图像，以及通过基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割模型对待标注图像的实例图像进行二值化分割以获取分割结果图像，进而将分类结果图像和分割结果图像融合提取用于标注待标注图像中感兴趣区域的轮廓；标注的重合率、查准率较高，可降低假阳性率。

请参阅图 20，图 20 是本申请一实施例提供的一种基于多模型融合的图像标注装置的结构示意图。示例性的，该基于多模型融合的图像标注装置可以配置于服务器中，用于执行前述的基于多模型融合的图像标注方法。

如图 20 所示，该基于多模型融合的图像标注装置，包括：

预处理模块 110，用于获取待标注图像并对所述待标注图像进行预处理以得到若干实例图像。

二分类模块 120，用于将各所述实例图像输入基于 DenseNet 网络的分类模型进行二分类。

具体的，如图 21 所示，二分类模块 120 包括：

第一分类子模块 121、用于若基于 DenseNet 网络的分类模型预测所述实例图像存在感兴趣区域，所述实例图像对应的二分类结果为第一值区块。

第二分类子模块 122、用于若基于 DenseNet 网络的分类模型预测所述实例图像不存在感兴趣区域，所述实例图像对应的二分类结果为第二值区块。

分类拼接模块 130，用于将所述若干实例图像对应的二分类结果拼接以获取分类结果图像。

二值化分割模块 140，用于将各所述实例图像输入基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割模型进行二值化分割。

具体的，若所述分割模型预测所述实例图像存在感兴趣区域，所述二值化分割的结果中与所述感兴趣区域对应的区域为第一值区域；若所述分割模型预测所述实例图像存在非感兴趣区域，所述二值化分割的结果中与所述非感兴趣区域对应的区域为第二值区域。

具体的，如图 21 所示，二值化分割模块 140 包括：

输入子模块 141、用于将所述实例图像输入所述分割模型的 Vnet 网络。

Vnet 子模块 142、用于基于所述 Vnet 网络对所述实例图像依次进行非线性激活、若干次下采样和若干次上采样处理。

FPN 子模块 143、用于基于所述分割模型的 FPN 网络，根据各所述上采样处理的结果输出二值化分割的结果。

分割拼接模块 150，用于将所述若干实例图像对应的二值化分割结果拼接以获取分割结果图像。

融合模块 160，用于根据所述分类结果图像和所述分割结果图像计算二值化的融合图像。

具体的，融合模块 160 用于将所述分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像。

具体的，如图 21 所示，融合模块 160 包括：

第一融合子模块 161、用于若所述分类结果图像中为第一值的像素在所述分割结果图像中也为第一值，将所述融合图像中相应的像素设为第一值。

第二融合子模块 162、用于若所述分类结果图像中的像素为第二值，将所述融合图像中相应的像素设为第二值。

第三融合子模块 163、用于若所述分割结果图像中的像素为第二值，将所述融合图像中相应的像素设为第二值。

标注模块 170，用于提取所述融合图像的轮廓，并根据所述轮廓标注所述待标注图像中的感兴趣区域。

在一些实施例中，如图 21 所示，基于多模型融合的图像标注装置还包括：

膨胀模块 101，用于将所述分类结果图像中的第一值区块进行膨胀。

融合模块 160 具体用于将所述膨胀后的分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像。

需要说明的是，所属领域的技术人员可以清楚地了解到，为了描述的方便和简洁，上述描述的装置和各模块、单元的具体工作过程，可以参考前述方法实施例中的对应过程，在此不再赘述。

本申请的方法、装置可用于众多通用或专用的计算系统环境或配置中。例如：个人计算机、服务器计算机、手持设备或便携式设备、平板型设备、多处理器系统、基于微处理器的系统、可编程的消费电子设备、网络 PC、小型计算机、大型计算机、包括以上任何系统或设备的分布式计算环境等等。

示例性的，上述的方法、装置可以实现为一种计算机程序的形式，该计算机程序可以在如图 22 所示的计算机设备上运行。

请参阅图 22，图 22 是本申请实施例提供的一种计算机设备的结构示意图。该计算机设备可以是服务器或终端。

参阅图 22，该计算机设备包括通过系统总线连接的处理器、存储器和网络接口，其中，存储器可以包括非易失性存储介质和内存储器。

非易失性存储介质可存储操作系统和计算机程序。该计算机程序包括程序指令，该程序指令被执行时，可使得处理器执行任意一种基于多模型融合的图像标注方法。

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。

内存储器为非易失性存储介质中的计算机程序的运行提供环境，该计算机程序被处理器执行时，可使得处理器执行任意一种基于多模型融合的图像标注方法。

该网络接口用于进行网络通信，如发送分配的任务等。本领域技术人员可以理解，该计算机设备的结构，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。

应当理解的是，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）、现场可编程门阵列（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。其中，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。

其中，在一个实施例中，所述处理器用于运行存储在存储器中的计算机程序，以实现如下步骤：

获取待标注图像并对所述待标注图像进行预处理以得到若干实例图像；

将各所述实例图像输入基于 DenseNet 网络的分类模型进行二分类；

将所述若干实例图像对应的二分类结果拼接以获取分类结果图像；

将各所述实例图像输入基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割模型进行二值化分割；

将所述若干实例图像对应的二值化分割结果拼接以获取分割结果图像；

根据所述分类结果图像和所述分割结果图像计算二值化的融合图像；

提取所述融合图像的轮廓，并根据所述轮廓标注所述待标注图像中的感兴趣区域。

示例性的，处理器用于实现将各所述实例图像输入基于 DenseNet 网络的分类模型进行二分类时，具体用于实现：

若基于 DenseNet 网络的分类模型预测所述实例图像存在感兴趣区域，所述实例图像对应的二分类结果为第一值区块；

若基于 DenseNet 网络的分类模型预测所述实例图像不存在感兴趣区域，所述实例图像对应的二分类结果为第二值区块。

示例性的，处理器用于实现将各所述实例图像输入基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割模型进行二值化分割时，具体用于实现：

将所述实例图像输入所述分割模型的 Vnet 网络；

基于所述 Vnet 网络对所述实例图像依次进行非线性激活、若干次下采样和若干次上采样处理；

基于所述分割模型的 FPN 网络，根据各所述上采样处理的结果输出二值化分割的结果。

示例性的，处理器用于实现根据所述分类结果图像和所述分割结果图像计算二值化的融合图像时，具体用于实现：

将所述分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像。

示例性的，处理器还用于实现将所述分类结果图像中的第一值区块进行膨胀。处理器用于实现将所述分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像时，具体用于实现：将所述膨胀后的分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像。

通过以上的实施方式的描述可知，本领域的技术人员可以清楚地了解到本申请可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现。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可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品可以存储在存储介质中，如 ROM/RAM、磁碟、光盘等，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或者实施例的某些部分所述的方法，如：

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，所述计算机程序中包括程序指令，所述处理器执行所述程序指令，实现本申请实施例提供的任一项基于多模型融合的图像标注方法。

其中，所述计算机可读存储介质可以是前述实施例所述的计算机设备的内部存储单元，例如所述计算机设备的硬盘或内存。所述计算机可读存储介质也可以是所述计算机设备的外部存储设备，例如所述计算机设备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。

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。

1. 一种基于多模型融合的图像标注方法，包括：

获取待标注图像并对所述待标注图像进行预处理以得到若干实例图像；

将各所述实例图像输入基于 DenseNet 网络的分类模型进行二分类；

将所述若干实例图像对应的二分类结果拼接以获取分类结果图像；

将各所述实例图像输入基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割模型进行二值化分割；

将所述若干实例图像对应的二值化分割结果拼接以获取分割结果图像；

根据所述分类结果图像和所述分割结果图像计算二值化的融合图像；

提取所述融合图像的轮廓，并根据所述轮廓标注所述待标注图像中的感兴趣区域。

2. 如权利要求 1 所述的基于多模型融合的图像标注方法，其中，所述将各所述实例图像输入基于 DenseNet 网络的分类模型进行二分类，具体包括：

若基于 DenseNet 网络的分类模型预测所述实例图像存在感兴趣区域，所述实例图像对应的二分类结果为第一值区块；

若基于 DenseNet 网络的分类模型预测所述实例图像不存在感兴趣区域，所述实例图像对应的二分类结果为第二值区块。

3. 如权利要求 2 所述的基于多模型融合的图像标注方法，其中，所述将各所述实例图像输入基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割模型进行二值化分割，具体包括：

将所述实例图像输入所述分割模型的 Vnet 网络；

基于所述 Vnet 网络对所述实例图像依次进行非线性激活、若干次下采样和若干次上采样处理；

基于所述分割模型的 FPN 网络，根据各所述上采样处理的结果输出二值化分割的结果。

4. 如权利要求 3 所述的基于多模型融合的图像标注方法，其中，若所述分割模型预测所述实例图像存在感兴趣区域，所述二值化分割的结果中与所述感兴趣区域对应的区域为第一值区域；

若所述分割模型预测所述实例图像存在非感兴趣区域，所述二值化分割的结果中与所述非感兴趣区域对应的区域为第二值区域。

5. 如权利要求 4 所述的基于多模型融合的图像标注方法，其中，所述根据所述分类结果图像和所述分割结果图像计算二值化的融合图像，具体包括：

将所述分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像。

6. 如权利要求 5 所述的基于多模型融合的图像标注方法，其中，所述将所述分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像，具体包括：

若所述分类结果图像中为第一值的像素在所述分割结果图像中也为第一值，将所述融合图像中相应的像素设为第一值；

若所述分类结果图像中的像素为第二值，将所述融合图像中相应的像素设为第二值；

若所述分割结果图像中的像素为第二值，将所述融合图像中相应的像素设为第二值。

7. 如权利要求 5 所述的基于多模型融合的图像标注方法，其中，所述将所述分类结果图像与所述分割结果图像取交集之前，还包括：

将所述分类结果图像中的第一值区块进行膨胀；

所述将所述分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像，具体包括：

将所述膨胀后的分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像。

8. 一种基于多模型融合的图像标注装置，包括：

预处理模块，用于获取待标注图像并对所述待标注图像进行预处理以得到若干实例图像；

二分类模块，用于将各所述实例图像输入基于 DenseNet 网络的分类模型进行二分类；

分类拼接模块，用于将所述若干实例图像对应的二分类结果拼接以获取分类结果图像；

二值化分割模块，用于将各所述实例图像输入基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割模型进行二值化分割；

分割拼接模块，用于将所述若干实例图像对应的二值化分割结果拼接以获取分割结果图像；

融合模块，用于根据所述分类结果图像和所述分割结果图像计算二值化的融合图像；

标注模块，用于提取所述融合图像的轮廓，并根据所述轮廓标注所述待标注图像中的感兴趣区域。

9. 一种计算机设备，所述计算机设备包括存储器和处理器；

所述存储器用于存储计算机程序；

所述处理器，用于执行所述计算机程序并在执行所述计算机程序时实现如下步骤：

获取待标注图像并对所述待标注图像进行预处理以得到若干实例图像；

将各所述实例图像输入基于 DenseNet 网络的分类模型进行二分类；

将所述若干实例图像对应的二分类结果拼接以获取分类结果图像；

将各所述实例图像输入基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割模型进行二值化分割；

将所述若干实例图像对应的二值化分割结果拼接以获取分割结果图像；

根据所述分类结果图像和所述分割结果图像计算二值化的融合图像；

提取所述融合图像的轮廓，并根据所述轮廓标注所述待标注图像中的感兴趣区域。

10. 如权利要求 9 所述的计算机设备，其中，所述处理器在实现所述将各所述实例图像输入基于 DenseNet 网络的分类模型进行二分类时，用于实现如下步骤：

若基于 DenseNet 网络的分类模型预测所述实例图像存在感兴趣区域，所述实例图像对应的二分类结果为第一值区块；

若基于 DenseNet 网络的分类模型预测所述实例图像不存在感兴趣区域，所述实例图像对应的二分类结果为第二值区块。

11. 如权利要求 10 所述的计算机设备，其中，所述处理器在实现所述将各所述实例图像输入基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割模型进行二值化分割时，用于实现如下步骤：

将所述实例图像输入所述分割模型的 Vnet 网络；

基于所述 Vnet 网络对所述实例图像依次进行非线性激活、若干次下采样和若干次上采样处理；

基于所述分割模型的 FPN 网络，根据各所述上采样处理的结果输出二值化分割的结果；

若所述分割模型预测所述实例图像存在感兴趣区域，所述二值化分割的结果中与所述感兴趣区域对应的区域为第一值区域；

若所述分割模型预测所述实例图像存在非感兴趣区域，所述二值化分割的结果中与所述非感兴趣区域对应的区域为第二值区域。

12. 如权利要求 11 所述的计算机设备，其中，所述处理器在实现所述根据所述分类结果图像和所述分割结果图像计算二值化的融合图像时，用于实现如下步骤：

将所述分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像。

13. 如权利要求 12 所述的计算机设备，其中，所述处理器在实现所述将所述分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像时，用于实现如下步骤：

若所述分类结果图像中为第一值的像素在所述分割结果图像中也为第一值，将所述融合图像中相应的像素设为第一值；

若所述分类结果图像中的像素为第二值，将所述融合图像中相应的像素设为第二值；

若所述分割结果图像中的像素为第二值，将所述融合图像中相应的像素设为第二值。

14. 如权利要求 12 所述的计算机设备，其中，所述处理器在实现所述将所述分类结果图像与所述分割结果图像取交集之前，用于实现如下步骤：

将所述分类结果图像中的第一值区块进行膨胀；

所述将所述分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像，具体包括：

将所述膨胀后的分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像。

15. 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，其特征在于：若所述计算机程序被处理器执行，实现如下步骤：

获取待标注图像并对所述待标注图像进行预处理以得到若干实例图像；

将各所述实例图像输入基于 DenseNet 网络的分类模型进行二分类；

将所述若干实例图像对应的二分类结果拼接以获取分类结果图像；

将各所述实例图像输入基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割模型进行二值化分割；

将所述若干实例图像对应的二值化分割结果拼接以获取分割结果图像；

根据所述分类结果图像和所述分割结果图像计算二值化的融合图像；

提取所述融合图像的轮廓，并根据所述轮廓标注所述待标注图像中的感兴趣区域。

16. 如权利要求 15 所述的存储介质，其中，所述处理器在实现所述将各所述实例图像输入基于 DenseNet 网络的分类模型进行二分类时，用于实现如下步骤：

若基于 DenseNet 网络的分类模型预测所述实例图像存在感兴趣区域，所述实例图像对应的二分类结果为第一值区块；

若基于 DenseNet 网络的分类模型预测所述实例图像不存在感兴趣区域，所述实例图像对应的二分类结果为第二值区块。

17. 如权利要求 16 所述的存储介质，其中，所述处理器在实现所述将各所述实例图像输入基于 Vnet 网络和 FPN 网络的分割模型进行二值化分割时，用于实现如下步骤：

将所述实例图像输入所述分割模型的 Vnet 网络；

基于所述 Vnet 网络对所述实例图像依次进行非线性激活、若干次下采样和若干次上采样处理；

基于所述分割模型的 FPN 网络，根据各所述上采样处理的结果输出二值化分割的结果；

若所述分割模型预测所述实例图像存在感兴趣区域，所述二值化分割的结果中与所述感兴趣区域对应的区域为第一值区域；

若所述分割模型预测所述实例图像存在非感兴趣区域，所述二值化分割的结果中与所述非感兴趣区域对应的区域为第二值区域。

18. 如权利要求 17 所述的存储介质，其中，所述处理器在实现所述根据所述分类结果图像和所述分割结果图像计算二值化的融合图像时，用于实现如下步骤：

将所述分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像。

19. 如权利要求 18 所述的存储介质，其中，所述处理器在实现所述将所述分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像时，用于实现如下步骤：

若所述分类结果图像中为第一值的像素在所述分割结果图像中也为第一值，将所述融合图像中相应的像素设为第一值；

若所述分类结果图像中的像素为第二值，将所述融合图像中相应的像素设为第二值；

若所述分割结果图像中的像素为第二值，将所述融合图像中相应的像素设为第二值。

20. 如权利要求 18 所述的存储介质，其中，所述处理器在实现所述将所述分类结果图像与所述分割结果图像取交集之前，用于实现如下步骤：

将所述分类结果图像中的第一值区块进行膨胀；

所述将所述分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像，具体包括：

将所述膨胀后的分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像。


获取待标注图像并对所述待标注图像进行预处理以得到若干实例图像
S110
将各所述实例图像输入基于DenseNet网络的分类模型进行二分类
S120
将所述若干实例图像对应的二分类结果拼接以获取分类结果图像
S130
将各所述实例图像输入基于Vnet网络和FPN网络的分割模型进行二值化分割
S140
将所述若干实例图像对应的二值化分割结果拼接以获取分割结果图像
S150
根据所述分类结果图像和所述分割结果图像计算二值化的融合图像
S160
提取所述融合图像的轮廓，并根据所述轮廓标注所述待标注图像中的感兴趣区域
S170

图 1

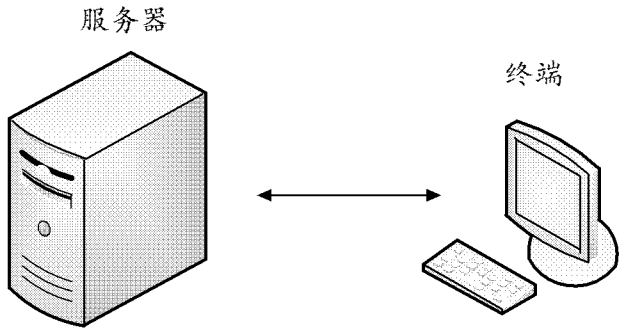
服务器
终端

图 2

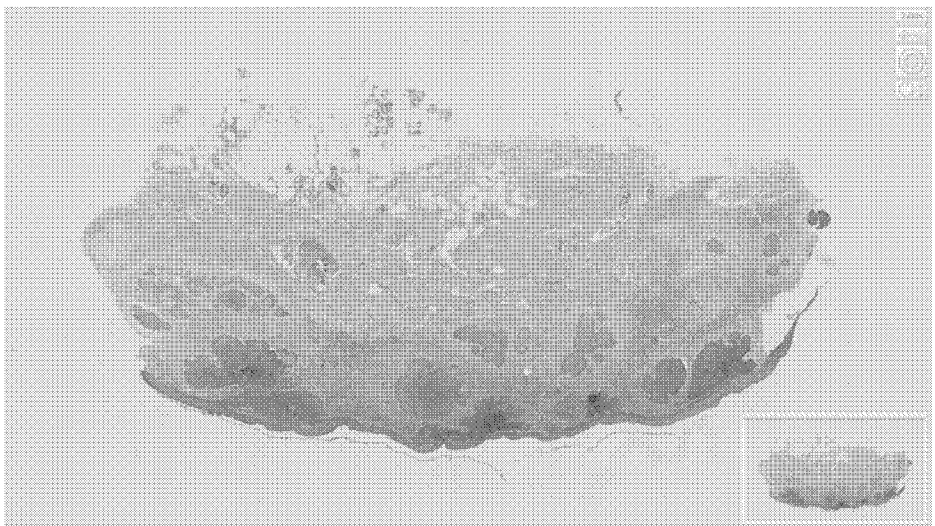

图 3

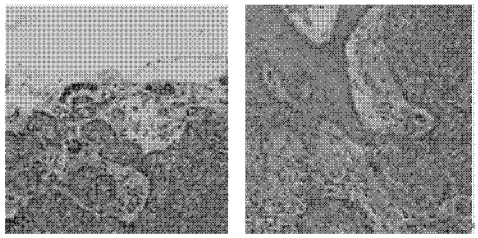

图 4

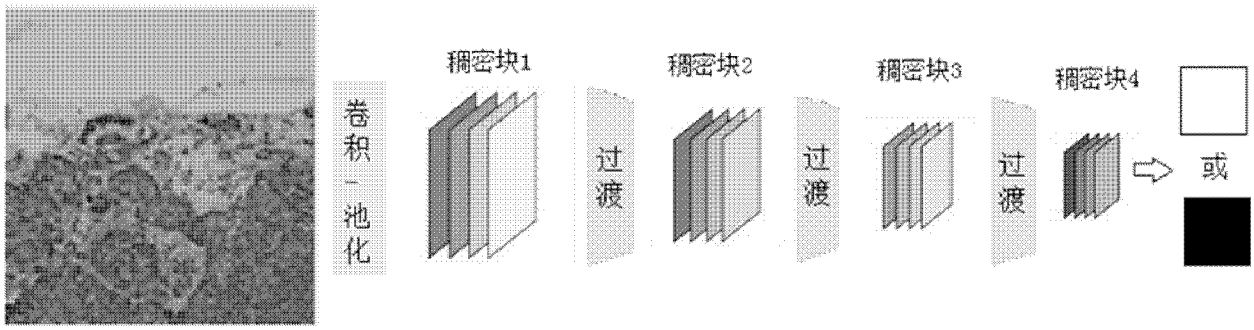
卷积-池化
稠密块1
过渡
稠密块2
过渡
稠密块3
过渡
稠密块4
或

图 5

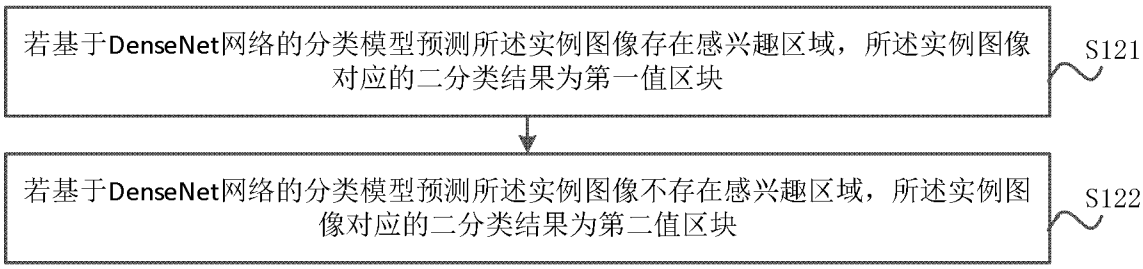
若基于DenseNet网络的分类模型预测所述实例图像存在感兴趣区域，所述实例图像对应的二分类结果为第一值区块
S121
若基于DenseNet网络的分类模型预测所述实例图像不存在感兴趣区域，所述实例图像对应的二分类结果为第二值区块
S122

图 6

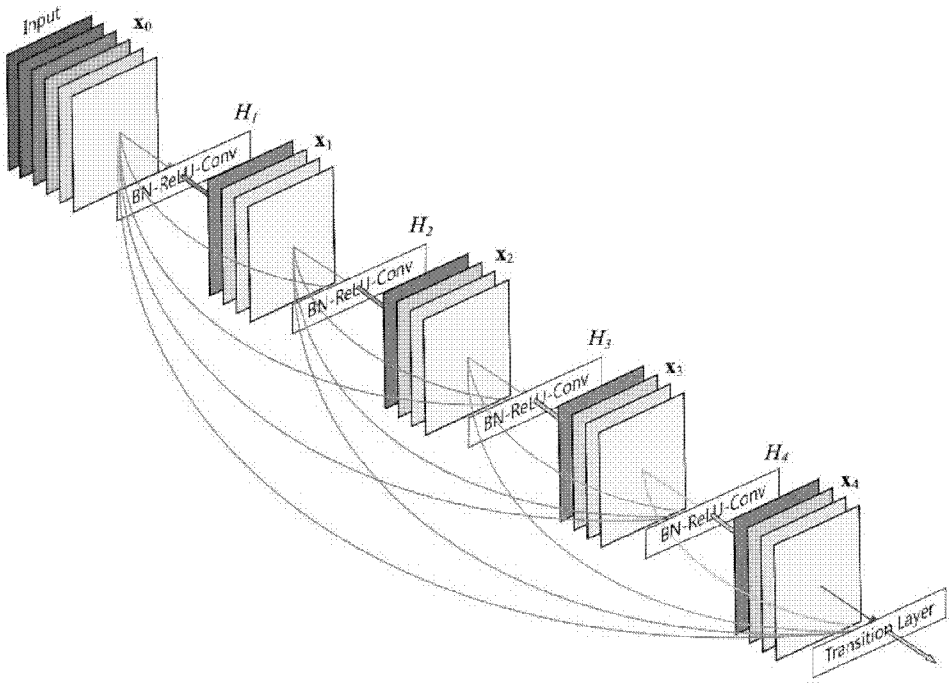
Input
x_0
H_1
x_1
BN-ReLU-Conv
H_2
x_2
BN-ReLU-Conv
H_3
x_3
BN-ReLU-Conv
H_4
x_4
BN-ReLU-Conv
Transition Layer

图 7

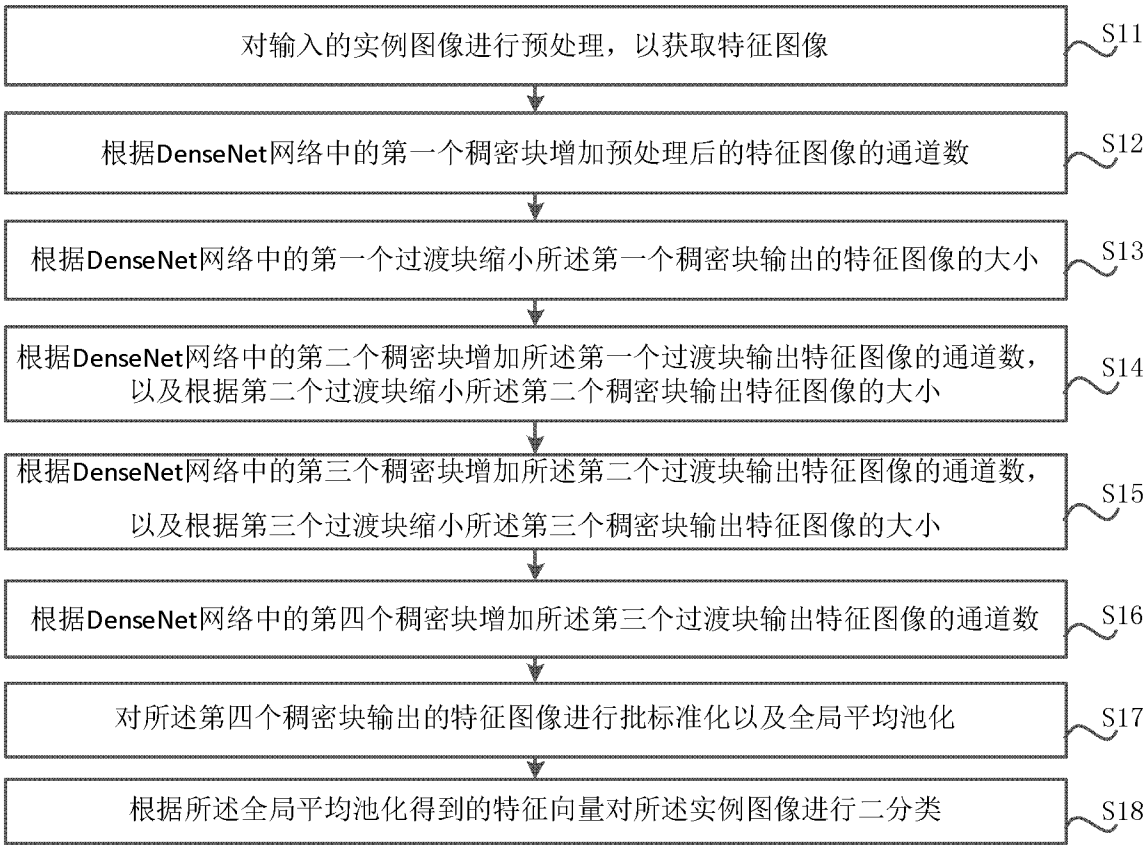
对输入的实例图像进行预处理，以获取特征图像
S11
根据DenseNet网络中的第一个稠密块增加预处理后的特征图像的通道数
S12
根据DenseNet网络中的第一个过渡块缩小所述第一个稠密块输出的特征图像的大小
S13
根据DenseNet网络中的第二个稠密块增加所述第一个过渡块输出特征图像的通道数，以及根据第二个过渡块缩小所述第二个稠密块输出特征图像的大小
S14
根据DenseNet网络中的第三个稠密块增加所述第二个过渡块输出特征图像的通道数，以及根据第三个过渡块缩小所述第三个稠密块输出特征图像的大小
S15
根据DenseNet网络中的第四个稠密块增加所述第三个过渡块输出特征图像的通道数
S16
对所述第四个稠密块输出的特征图像进行批标准化以及全局平均池化
S17
根据所述全局平均池化得到的特征向量对所述实例图像进行二分类
S18

图 8

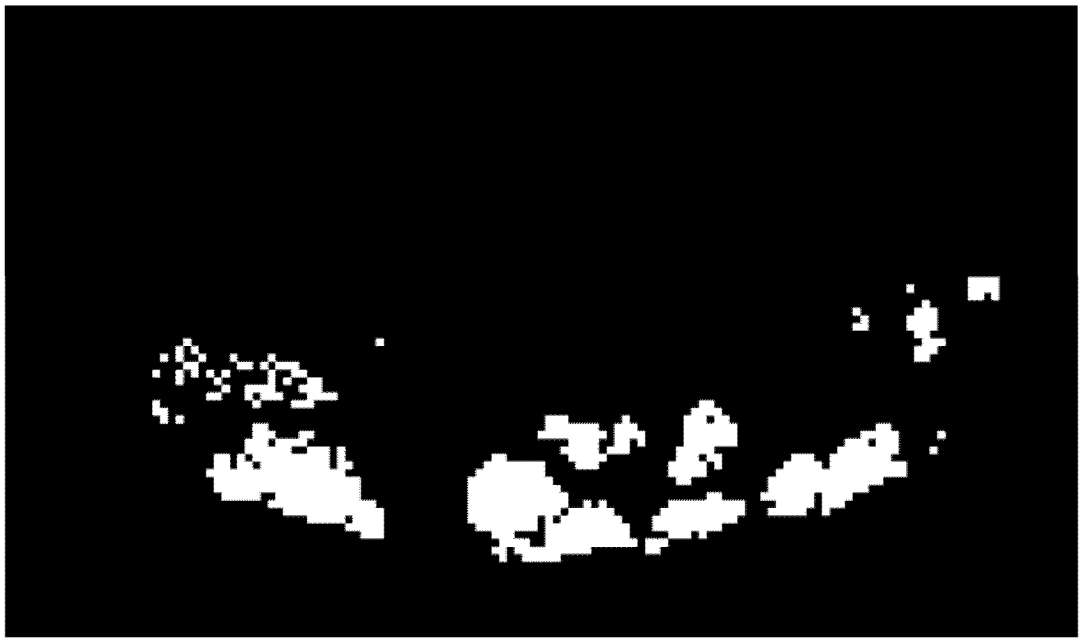

图 9

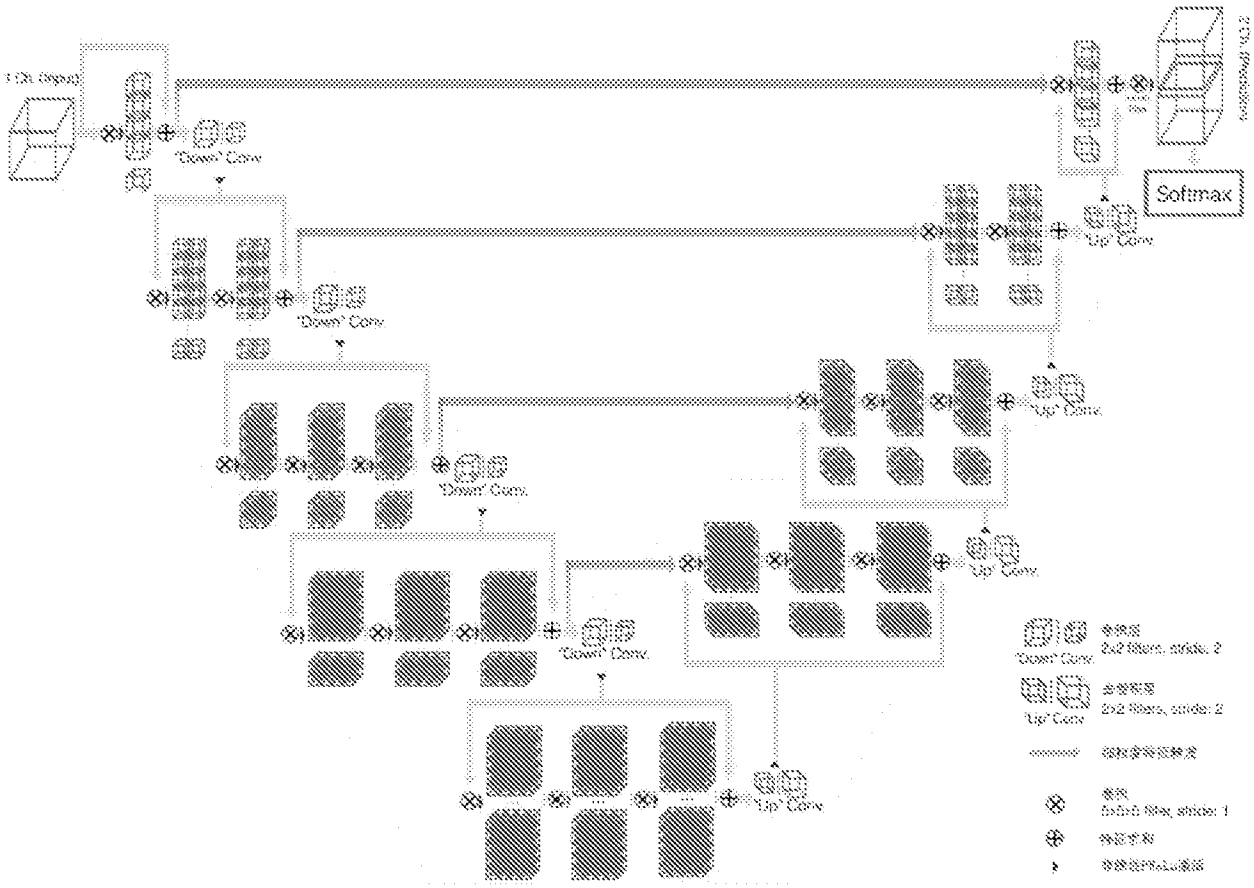

图 10

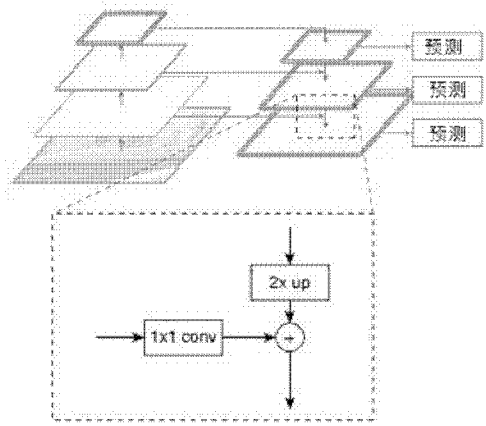

图 11

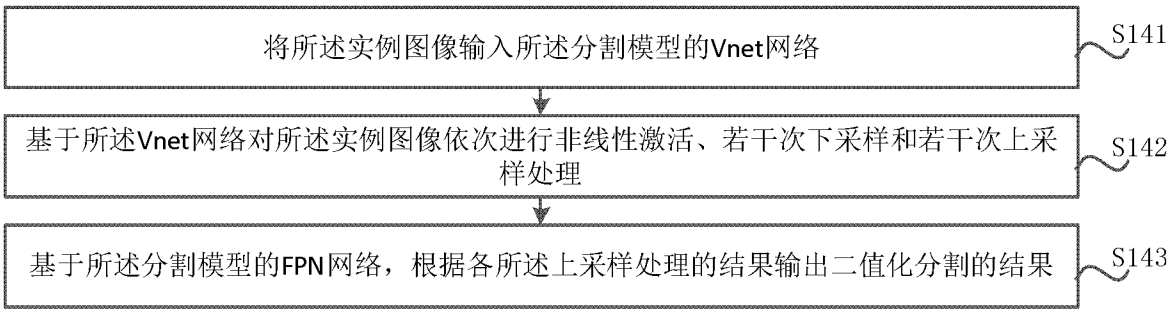
将所述实例图像输入所述分割模型的Vnet网络
S141
基于所述Vnet网络对所述实例图像依次进行非线性激活、若干次下采样和若干次上采样处理
S142
基于所述分割模型的FPN网络，根据各所述上采样处理的结果输出二值化分割的结果
S143

图 12

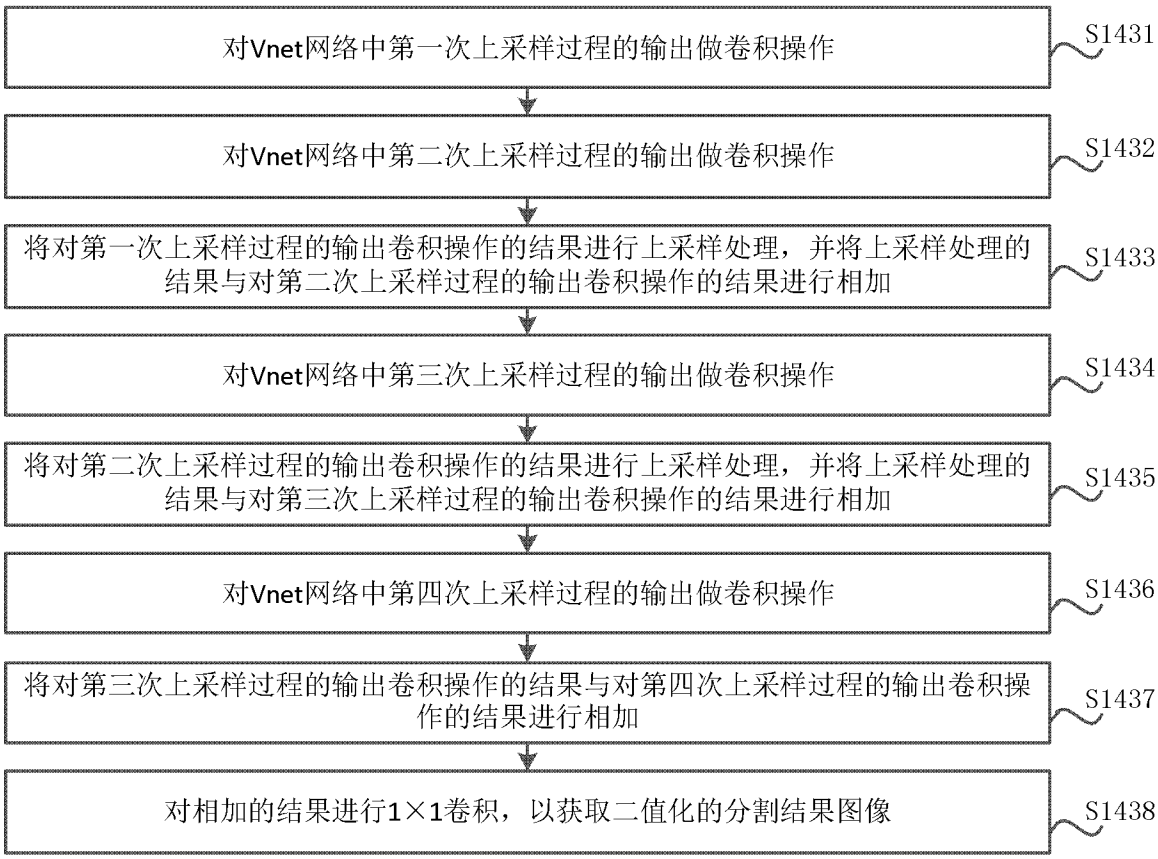
对Vnet网络中第一次上采样过程的输出做卷积操作
S1431
对Vnet网络中第二次上采样过程的输出做卷积操作
S1432
将对第一次上采样过程的输出卷积操作的结果进行上采样处理，并将上采样处理的结果与对第二次上采样过程的输出卷积操作的结果进行相加
S1433
对Vnet网络中第三次上采样过程的输出做卷积操作
S1434
将对第二次上采样过程的输出卷积操作的结果进行上采样处理，并将上采样处理的结果与对第三次上采样过程的输出卷积操作的结果进行相加
S1435
对Vnet网络中第四次上采样过程的输出做卷积操作
S1436
将对第三次上采样过程的输出卷积操作的结果与对第四次上采样过程的输出卷积操作的结果进行相加
S1437
对相加的结果进行1×1卷积，以获取二值化的分割结果图像
S1438

图 13



图 14

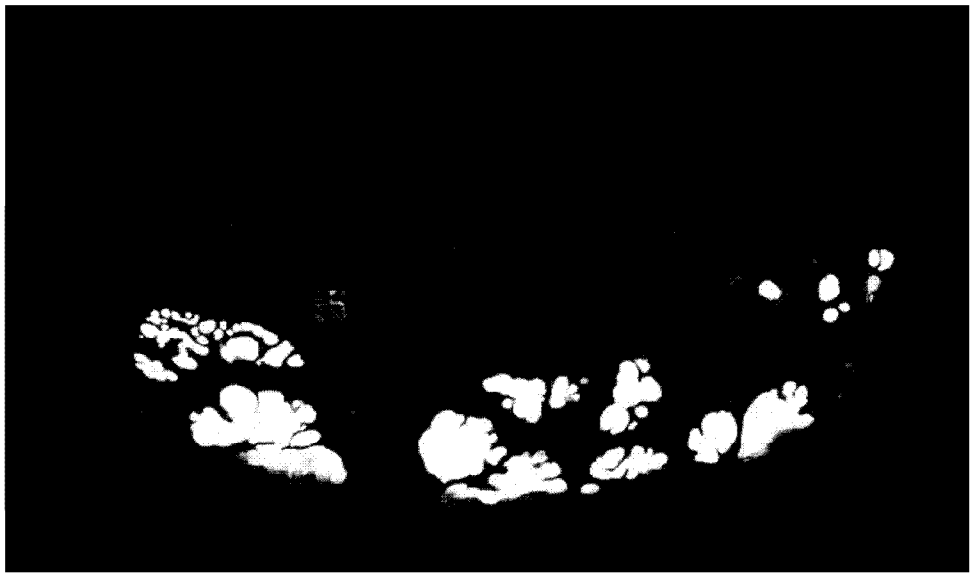

图 15


获取待标注图像并对所述待标注图像进行预处理以得到若干实例图像
S110
将各所述实例图像输入基于DenseNet网络的分类模型进行二分类
S120
将所述若干实例图像对应的二分类结果拼接以获取分类结果图像
S130
将各所述实例图像输入基于Vnet网络和FPN网络的分割模型进行二值化分割
S140
将所述若干实例图像对应的二值化分割结果拼接以获取分割结果图像
S150
将所述分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像
S161
提取所述融合图像的轮廓，并根据所述轮廓标注所述待标注图像中的感兴趣区域
S170

图 16

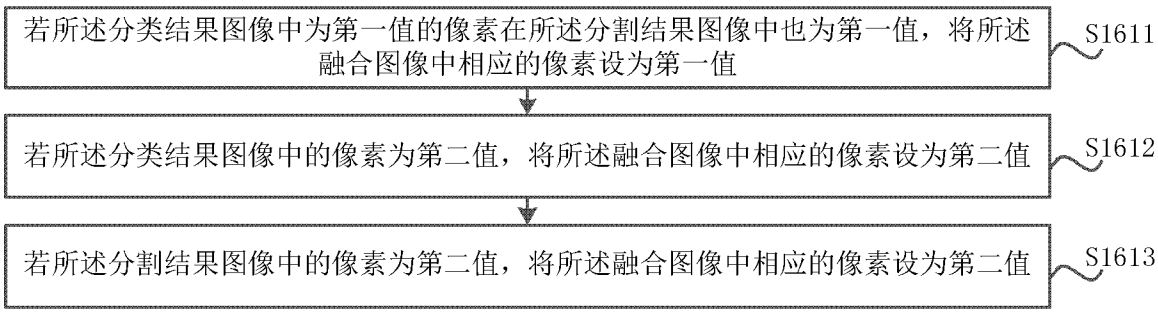
若所述分类结果图像中为第一值的像素在所述分割结果图像中也为第一值，将所述融合图像中相应的像素设为第一值
S1611
若所述分类结果图像中的像素为第二值，将所述融合图像中相应的像素设为第二值
S1612
若所述分割结果图像中的像素为第二值，将所述融合图像中相应的像素设为第二值
S1613

图 17

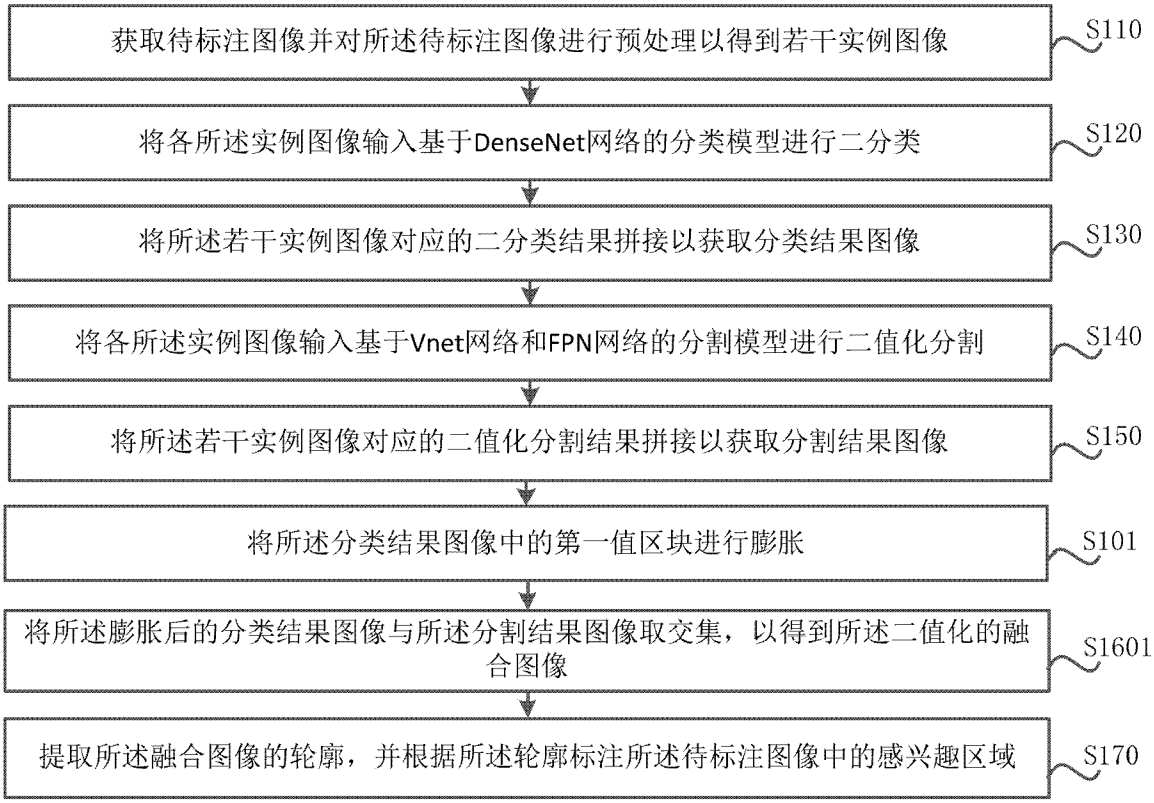
获取待标注图像并对所述待标注图像进行预处理以得到若干实例图像
S110
将各所述实例图像输入基于DenseNet网络的分类模型进行二分类
S120
将所述若干实例图像对应的二分类结果拼接以获取分类结果图像
S130
将各所述实例图像输入基于Vnet网络和FPN网络的分割模型进行二值化分割
S140
将所述若干实例图像对应的二值化分割结果拼接以获取分割结果图像
S150
将所述分类结果图像中的第一值区块进行膨胀
S101
将所述膨胀后的分类结果图像与所述分割结果图像取交集，以得到所述二值化的融合图像
S1601
提取所述融合图像的轮廓，并根据所述轮廓标注所述待标注图像中的感兴趣区域
S170

图 18

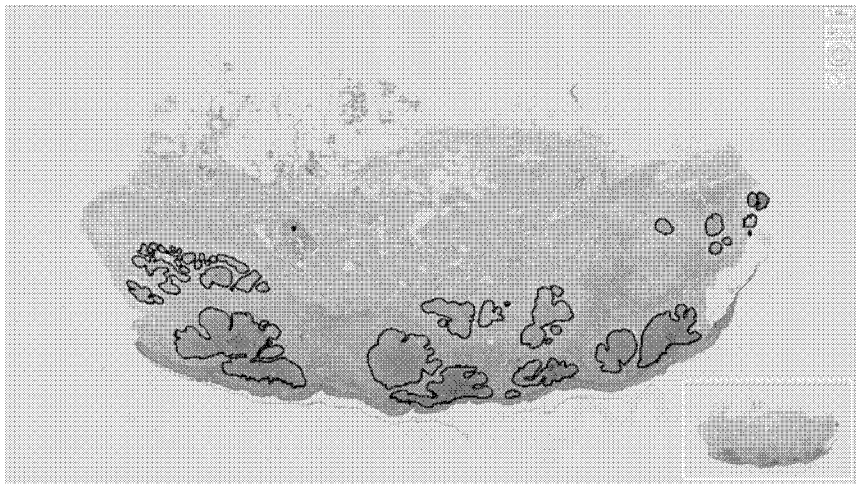

图 19

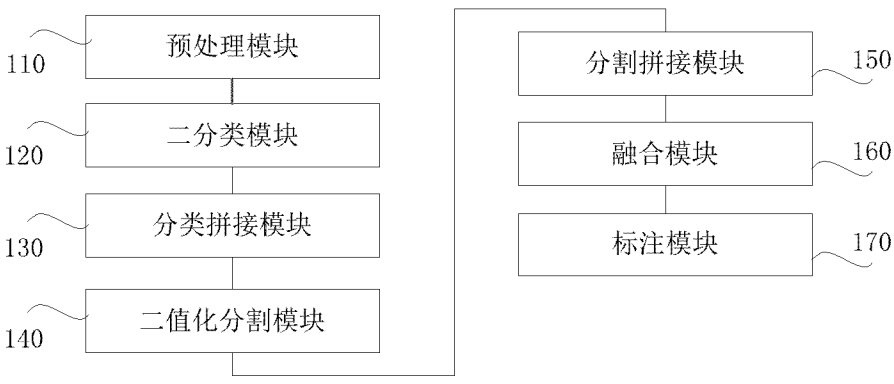
预处理模块
110
二分类模块
120
分类拼接模块
130
二值化分割模块
140
分割拼接模块
150
融合模块
160
标注模块
170

图 20

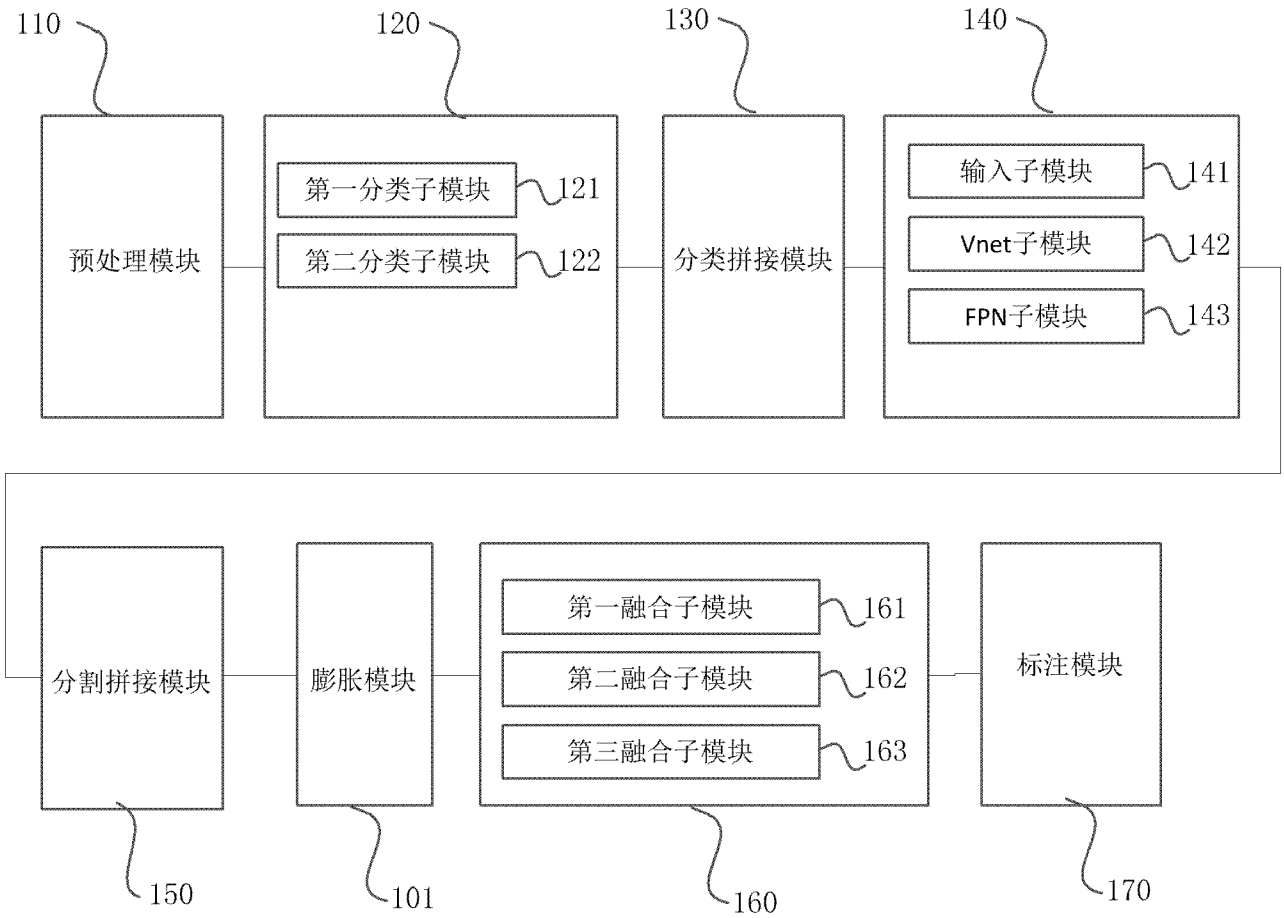
110
120
130
140
预处理模块
第一分类子模块
121
第二分类子模块
122
分类拼接模块
输入子模块
141
Vnet子模块
142
FPN子模块
143
分割拼接模块
膨胀模块
第一融合子模块
161
第二融合子模块
162
第三融合子模块
163
标注模块
150
101
160
170

图 21

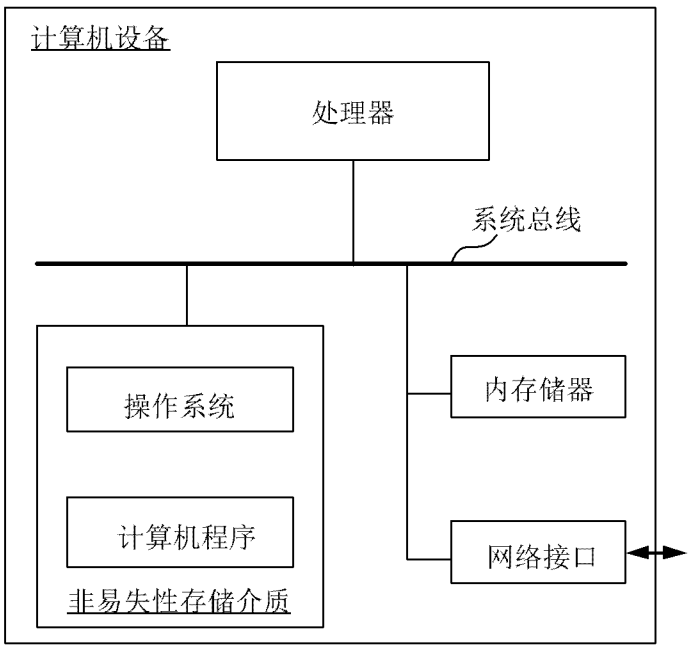
计算机设备
处理器
系统总线
操作系统
计算机程序
非易失性存储介质
内存储器
网络接口

图 22

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/CN2019/103139

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06T 7/13(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)

G06T

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, GOOGLE: 图像, 标注, 实例, 分类, 分割, 模型, 融合, 轮廓, 区域, 像素, image, labeling, instance, classify, segment, model, merge, figure, area, pixel, DenseNet, Vnet, FPN

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
PX	CN 110097564 A (PING'AN TECHNOLOGY (SHENZHEN) CO., LTD.) 06 August 2019 (2019-08-06) claims 1-10	1-20
A	CN 109300530 A (BEIJING CANCER HOSPITAL et al.) 01 February 2019 (2019-02-01) the abstract, claims 1-6, and description, paragraphs [0062]-[0112]	1-20
A	CN 109034210 A (ACADEMY OF BROADCASTING SCIENCE, SAPPRFT et al.) 18 December 2018 (2018-12-18) entire document	1-20
A	CN 107967688 A (LENOVO (BEIJING) CO., LTD.) 27 April 2018 (2018-04-27) entire document	1-20
A	US 9940539 B2 (SAMSUNG ELECTRONICS CO., LTD. et al.) 10 April 2018 (2018-04-10) 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	Date of mailing of the international search report
20 December 2019	**10 January 2020**
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
Information on patent family members

International application No.
PCT/CN2019/103139

Patent document cited in search report	Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN 110097564 A	06 August 2019	None	
CN 109300530 A	01 February 2019	None	
CN 109034210 A	18 December 2018	None	
CN 107967688 A	27 April 2018	None	
US 9940539 B2	10 April 2018	US 2016328630 A1	10 November 2016
		KR 20160131848 A	16 November 2016

国际检索报告

国际申请号
PCT/CN2019/103139

A. 主题的分类

G06T 7/13(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)

G06T

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, EPODOC, GOOGLE: 图像, 标注, 实例, 分类, 分割, 模型, 融合, 轮廓, 区域, 像素, image, labeling, instance, classify, segment, model, merge, figure, area, pixel, DenseNet, Vnet, FPN

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
PX	CN 110097564 A (平安科技深圳有限公司) 2019年 8月 6日 (2019-08-06) 权利要求1-10	1-20
A	CN 109300530 A (北京肿瘤医院 等) 2019年 2月 1日 (2019-02-01) 摘要, 权利要求1-6, 说明书第62-112段	1-20
A	CN 109034210 A (国家新闻出版广电总局广播科学研究院 等) 2018年 12月 18日 (2018-12-18) 全文	1-20
A	CN 107967688 A (联想北京有限公司) 2018年 4月 27日 (2018-04-27) 全文	1-20
A	US 9940539 B2 (SAMSUNG ELECTRONICS CO., LTD. 等) 2018年 4月 10日 (2018-04-10) 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 12月 20日	2020年 1月 10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	姜玲玲
传真号 (86-10)62019451	电话号码 86-(10)-53961421

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号
PCT/CN2019/103139

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 110097564 A	2019年 8月 6日	无	
CN 109300530 A	2019年 2月 1日	无	
CN 109034210 A	2018年 12月 18日	无	
CN 107967688 A	2018年 4月 27日	无	
US 9940539 B2	2018年 4月 10日	US 2016328630 A1	2016年 11月 10日
		KR 20160131848 A	2016年 11月 16日