(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
2021 年 4 月 1 日 (01.04.2021)

WIPO | PCT

(10) 国际公布号
WO 2021/056705 A1

(51) 国际专利分类号:
G06N 3/08 (2006.01) *G06T 7/11* (2017.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2019/116542

(22) 国际申请日: 2019 年 11 月 8 日 (08.11.2019)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
201910901600.8 2019年9月23日 (23.09.2019) 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)。

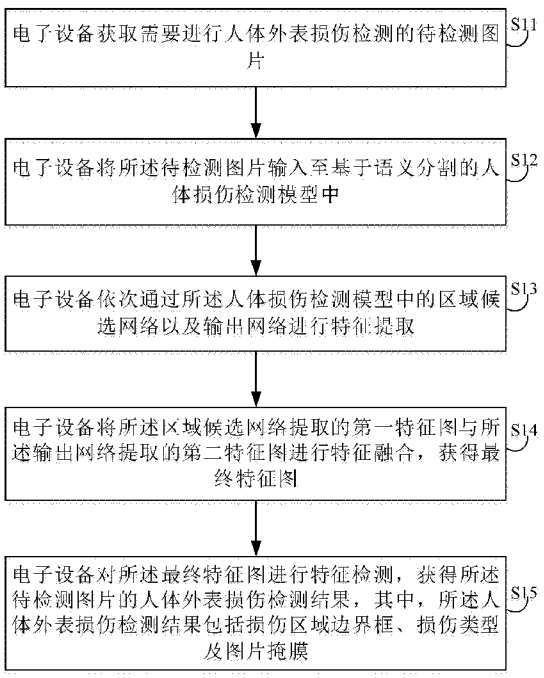
(72) 发明人: 赵霄鸿 (ZHAO, Xiaohong); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路5033号平安金融中心23楼, Guangdong 518000 (CN)。 刘莉红 (LIU, Lihong); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路5033号平安金融中心23楼, Guangdong 518000 (CN)。 刘玉宇 (LIU, Yuyu); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路5033号平安金融中心23楼, Guangdong 518000 (CN)。

(74) 代理人: 深圳市赛恩倍吉知识产权代理有限公司 (SHENZHEN SCIENBIZIP INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY CO.,LTD.); 中国广东省深圳市龙华新区龙观东路83号荣群大厦9楼, Guangdong 518109 (CN)。

WO 2021/056705 A1

(54) **Title:** METHOD FOR DETECTING DAMAGE TO OUTSIDE OF HUMAN BODY ON BASIS OF SEMANTIC SEGMENTATION NETWORK, AND RELATED DEVICE

(54) 发明名称: 基于语义分割网络的人体外表损伤检测方法及相关设备



S11 An electronic device acquires a picture to be detected that must be detected for damage to the outside of the human body
S12 The electronic device inputs the picture to be detected into a semantic segmentation-based human body damage detection model
S13 The electronic device performs feature extraction by sequentially using a regional candidate network and an output network in the human body damage detection model
S14 The electronic device performs feature fusion on a first feature map extracted by the regional candidate network and a second feature map extracted by the output network so as to obtain a final feature map
S15 The electronic device performs feature detection on the final feature map so as to obtain a detection result of damage to the outside of the human body for the picture to be detected, wherein the detection result of damage to the outside of the human body comprises a boundary box of a damage region, damage type, and a picture mask

图 1

(57) **Abstract:** A method and apparatus for detecting damage to the outside of the human body on the basis of a semantic segmentation network, an electronic device, and a storage medium. The method comprises: acquiring a picture to be detected that must be detected for damage to the outside of the human body; inputting the picture to be detected into a semantic segmentation-based human body damage detection model; performing feature extraction by sequentially using a regional candidate network and an output network in

[见续页]

(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。

(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))。

the human body damage detection model; performing feature fusion on a first feature map extracted by the regional candidate network and a second feature map extracted by the output network so as to obtain a final feature map; and performing feature detection on the final feature map so as to obtain a detection result of damage to the outside of the human body for the picture to be detected, wherein the detection result of damage to the outside of the human body comprises a boundary box of a damage region, damage type, and a picture mask. Thus, damage to the outside of the human body may be detected more accurately.

(57) 摘要：一种基于语义分割网络的人体外表损伤检测方法、装置、电子设备及存储介质，所述方法包括：获取需要进行人体外表损伤检测的待检测图片；将所述待检测图片输入至基于语义分割的人体损伤检测模型中；依次通过人体损伤检测模型中的区域候选网络以及输出网络进行特征提取；将区域候选网络提取的第一特征图与输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得最终特征图；对最终特征图进行特征检测，获得待检测图片的人体外表损伤检测结果，其中，人体外表损伤检测结果包括损伤区域边界框、损伤类型及图片掩膜。能更加精确地对人体外表损伤进行检测。

基于语义分割网络的人体外表损伤检测方法及相关设备

本申请要求于 2019 年 09 月 23 日提交中国专利局，申请号为 201910901600.8 发明名称为“基于语义分割网络的人体外表损伤检测方法及相关设备”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。

技术领域

本申请涉及图片检测技术领域，尤其涉及一种基于语义分割网络的人体外表损伤检测方法及相关设备。

背景技术

近年来，计算机视觉作为人工智能的一个重要领域，在人们日常生活中起到越来越重要的作用。尤其在医疗领域，计算机视觉已经有了较为广泛的引用，例如：基于计算机视觉的肺尘病检测、乳腺癌检测等。

实践中发现，在对人体外表损伤进行鉴定时，通常采用计算机视觉中的目标检测方法，如 Faster-RCNN、SSD、YOLO 等，这种目标检测方法一般只能将目标物体限定在固定形状内（一般为矩形），而人体外表损伤通常为尺寸不固定的不规则形状，基于上述目标检测方法的检测结果会包含较多的无关背景区域，在以面积作为鉴定标准的损伤鉴定中，这些误差将对结果产生较大影响。

因此，如何更加精确地对人体外表损伤进行检测是一个亟待解决的技术问题。

发明内容

鉴于以上内容，有必要提供一种基于语义分割网络的人体外表损伤检测方法及相关设备，能够更加精确地对人体外表损伤进行检测。

本申请的第一方面提供一种基于语义分割网络的人体外表损伤检测方法，所述方法包括：

获取需要进行人体外表损伤检测的待检测图片；

将所述待检测图片输入至基于语义分割的人体损伤检测模型中；

依次通过所述人体损伤检测模型中的区域候选网络以及输出网络进行特征提取；

将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得最终特征图；

对所述最终特征图进行特征检测，获得所述待检测图片的人体外表损伤检测结果，其中，所述人体外表损伤检测结果包括损伤区域边界框、损伤类型及图片掩膜。

在一种可能的实现方式中，所述获取需要进行人体外表损伤检测的待检测图片之前，所述方法还包括：

获取多个需要进行模型训练的原始人体损伤图片；

接收用户对每个所述原始人体损伤图片的受损区域进行边界标注输入的多边形区域，以及接收用户针对所述原始人体受损区域输入的损伤类型；

将所述多边形区域以及所述损伤类型保存成格式化文件；

根据所述多边形区域的像素值，生成图片掩膜；

将所述原始人体损伤图片、所述格式化文件以及所述图片掩膜输入至语义分割网络框架模型中进行训练，获得训练好的人体损伤检测模型。

在一种可能的实现方式中，所述根据所述多边形区域的像素值，生成图片掩膜包括：

根据所述多边形区域，将所述多边形区域的内部区域确定为目标区域，以及将所述多边形区域的外部区域确定为背景区域；

按照所述损伤类型，将所述目标区域的像素值设置为第一标识，以及将所述背景区域的像素值设置为第二标识；

根据所述第一标识以及所述第二标识，生成图片掩膜。

在一种可能的实现方式中，所述将所述原始人体损伤图片、所述格式化文件以及所述图片掩膜输入至语义分割网络框架模型中进行训练，获得训练好的人体损伤检测模型包括：

将所述原始人体损伤图片、所述格式化文件以及所述图片掩膜输入至初始模型；

通过所述初始模型中的骨干网络对所述原始人体损伤图片进行卷积运算以及池化运算，获得待训练特征图；

采用交替训练方法，将所述待训练特征图、所述格式化文件以及所述图片掩膜依次输入至所述人体损伤检测模型中的区域候选网络以及输出网络进行训练；

获取所述输出网络输出的掩膜计算结果、边界框坐标计算结果以及分类计算结果；

根据所述掩膜计算结果、所述边界框坐标计算结果以及所述分类计算结果，确定人体损伤检测模型。

在一种可能的实现方式中，所述根据所述掩膜计算结果、所述边界框坐标计算结果以及所述分类计算结果，确定人体损伤检测模型包括：

将所述掩膜计算结果、所述边界框坐标计算结果以及所述分类计算结果输入至预设的损失函数进行计算，获得损失值；

根据所述损失值，使用随机梯度下降算法，更新所述初始模型的参数；

若所述损失函数的损失值达到收敛状态，确定更新参数后的初始模型为训练好的人体损伤检测模型。

在一种可能的实现方式中，所述初始模型的骨干网络、区域候选网络以及输出网络中的激活函数采用 PRelu 函数，所述骨干网络采用 Densenet121 模型。

在一种可能的实现方式中，所述将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得最终特征图包括：

将所述区域候选网络提取的第一特征图拆分成多个第一子特征图；

确定每个所述第一子特征图的计算类型；

从所述输出网络提取的第二特征图中获取多个第二子特征图；

确定每个所述第二子特征图的计算类型；

将相同计算类型的所述第一子特征图以及所述第二子特征图进行融合，获得最终特征图。

本申请的第二方面提供一种基于语义分割网络的人体外表损伤检测装置，所述装置包括：

获取模块，用于获取需要进行人体外表损伤检测的待检测图片；

输入模块，用于将所述待检测图片输入至基于语义分割的人体损伤检测模型中；

提取模块，用于依次通过所述人体损伤检测模型中的区域候选网络以及输出网络进行特征提取；

融合模块，用于将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得最终特征图；

检测模块，用于对所述最终特征图进行特征检测，获得所述待检测图片的人体外表损伤检测结果，其中，所述人体外表损伤检测结果包括损伤区域边界框、损伤类型及图片掩膜。

本申请的第三方面提供一种电子设备，所述电子设备包括处理器和存储器，所述处理器用于执行所述存储器中存储的计算机可读指令时实现所述的基于语义分割网络的人体外表损伤检测方法。

本申请的第四方面提供一种非易失性可读存储介质，所述非易失性可读存储介质上存储有计算机可读指令，所述计算机可读指令被处理器执行时实现所述的基于语义分割网络的人

体外表损伤检测方法。

由以上技术方案，本申请中，通过将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得的最终特征图能够避免卷积运算过程中信息的丢失，通过对所述最终特征图进行特征检测，获得所述待检测图片的人体外表损伤检测结果，能够有效的提高了模型的检测精度，更加精确地对人体外表损伤进行检测。

附图说明

图 1 是本申请公开的一种基于语义分割网络的人体外表损伤检测方法的较佳实施例的流程图。

图 2 是本申请公开的一种基于语义分割网络的人体外表损伤检测装置的较佳实施例的功能模块图。

图 3 是本申请实现基于语义分割网络的人体外表损伤检测方法的较佳实施例的电子设备的结构示意图。

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，所描述的实施例仅仅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。

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。

本申请实施例的基于语义分割网络的人体外表损伤检测方法应用在电子设备中，也可以应用在电子设备和通过网络与所述电子设备进行连接的服务器所构成的硬件环境中，由服务器和电子设备共同执行。网络包括但不限于：广域网、城域网或局域网。

其中，服务器可以是指能对网络中其它设备（如电子设备）提供服务的计算机系统。

所述电子设备是一种能够按照事先设定或存储的指令，自动进行数值计算和/或信息处理的设备，其硬件包括但不限于微处理器、专用集成电路(ASIC)、现场可编程门阵列(FPGA)、数字处理器(DSP)、嵌入式设备等。所述电子设备还可包括网络设备和/或用户设备。其中，所述网络设备包括但不限于单个网络服务器、多个网络服务器组成的服务器组或基于云计算(Cloud Computing)的由大量主机或网络服务器构成的云。所述用户设备包括但不限于任何一种可与用户通过键盘、鼠标、遥控器、触摸板或声控设备等方式进行人机交互的电子产品，例如，个人计算机、平板电脑、智能手机、个人数字助理 PDA 等。

图 1 是本申请公开的一种基于语义分割网络的人体外表损伤检测方法的较佳实施例的流程图。其中，根据不同的需求，该流程图中步骤的顺序可以改变，某些步骤可以省略。

S11、电子设备获取需要进行人体外表损伤检测的待检测图片。

其中，所述待检测图片为携带有人体损伤区域的图片，可以为人体的全部图片，也可以为包括损伤区域的人体中某个部位的图片，本申请实施例不做限定。

S12、电子设备将所述待检测图片输入至基于语义分割的人体损伤检测模型中。

其中，所述人体损伤检测模型可以是基于 Mask RCNN（Mask Regions with Convolutional Neural Networks，基于卷积神经网络的掩膜区域获取）方法的语义分割网络，所述人体损伤检测模型能够将所述待检测图片的前景目标与背景从像素级别进行分割，进而可以给出更精准的目标区域定位。

S13、电子设备依次通过所述人体损伤检测模型中的区域候选网络以及输出网络进行特征提取。

其中，所述人体损伤检测模型包括三个部分：骨干网络、区域候选网络以及输出网络。其中，每个部分的工作原理可以参见下文所述的训练部分，在此不再赘述。

可选的，电子设备需要依次从所述人体损伤检测模型中的骨干网络、区域候选网络以及输出网络进行特征提取。

其中，骨干网络的输出作为区域候选网络的输入，区域候选网络的输出作为输出网络的输入，三个网络共同协作，实现对所述人体损伤检测模型的特征提取及损伤检测。

S14、电子设备将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得最终特征图。

由于损伤中常包含面积较小的区域（像素值小于 20*20），为了增强模型对此类数据的拟合能力，可以在原始 Mask-RCNN 网络的基础上利用快捷连接（shortcut connection）将候选区域网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得最终特征图，其中，所述最终特征图避免了卷积运算过程中信息的丢失，能够有效提高模型的精度。

具体的，所述将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得最终特征图包括：

将所述区域候选网络提取的第一特征图拆分成多个第一子特征图；

确定每个所述第一子特征图的计算类型；

从所述输出网络提取的第二特征图中获取多个第二子特征图；

确定每个所述第二子特征图的计算类型；

将相同计算类型的所述第一子特征图以及所述第二子特征图进行融合，获得最终特征图。

其中，所述输出网络包括 3 个分支，分别为掩膜计算分支，边界框坐标计算分支和分类计算分支。因此，从所述输出网络提取的第二特征图中包括多个第二子特征图，比如三个第二子特征图，分别对应上述三个分支所输出的结果，即不同的第二子特征图对应不同的计算类型。此外，由于损伤中常包含面积较小的区域（像素值小于 20*20），为了增强模型对此类数据的拟合能力，在从所述区域候选网络提取的第一特征图后，需要根据所述输出网络的三个分支，将所述第一特征图拆分成多个第一子特征图（比如三个第一子特征图），不同的第一子特征图对应不同的计算类型，比如掩膜计算类型、边界框坐标计算类型和分类计算类型，之后，可以将相同计算类型的所述第一子特征图以及所述第二子特征图进行融合，获得最终特征图。这样可以避免卷积运算过程中信息的丢失，有效的提高了模型的精度。

S15、电子设备对所述最终特征图进行特征检测，获得所述待检测图片的人体外表损伤检测结果，其中，所述人体外表损伤检测结果包括损伤区域边界框、损伤类型及图片掩膜。

其中，所述损伤区域边界框为所述待检测图片中受损区域外接矩形的位置坐标所在的边界框，所述损伤类型即所述待检测图片中的人体外表损伤的类型，比如软组织擦伤、软组织挫伤、软组织裂伤及皮下血肿，所述图片掩膜即所述待检测图片中受损区域的边界轮廓。

作为一种可选的实施方式，步骤 S11 之前，所述方法还包括：

获取多个需要进行模型训练的原始人体损伤图片；

接收用户对每个所述原始人体损伤图片的受损区域进行边界标注输入的多边形区域，以及接收用户针对所述原始人体受损区域输入的损伤类型；

将所述多边形区域以及所述损伤类型保存成格式化文件；

根据所述多边形区域的像素值，生成图片掩膜；

将所述原始人体损伤图片、所述格式化文件以及所述图片掩膜输入至语义分割网络框架模型中进行训练，获得训练好的人体损伤检测模型。

在该可选的实施方式中，在进行模型训练前，需要获取多个原始人体损伤图片，该多个原始人体损伤图片可以具有不同的损伤区域，不同的损伤大小，不同的损伤类型。其中，可以预先定义人体外表的损伤类型，比如：软组织擦伤、软组织挫伤、软组织裂伤及皮下血肿。其中，软组织擦伤指软组织或骨骼肌肉受到直接或间接暴力，呈局部渗血、水肿状；软组织挫伤指横向擦刮造成的皮肤损伤，皮肤表面出现划痕；软组织裂伤指皮肤多方位的撕裂造成的皮肤及肌肉损伤，伤口不规则；皮下血肿指毛细血管中的血液受外力或其他原因渗出血管外，积聚在皮肤内及皮肤下，形成血肿。

具体的，可以事先按照上述定义的损伤类型在开源标注工具 SLOTH 中添加相应的标注标签，同时，将软件中标签的读取方式从原始的硬编码（hard-code）改为从.json 文件中动态获取，这样不但使得软件适用于损伤检测场景，同时标签的动态获取也使得软件具有可扩展性，方便以后损伤类别的增删和更改。

标注时，用户需要先选择损伤类型，然后以连续的受损区域为单位，沿受损区域边界进行边界标注，生成多边形区域。如果原始人体损伤图片中存在多种不同类型的损伤，将分别按各自损伤类型进行标注。多边形区域确定后，软件会自动将多边形区域和损伤类型保存成格式化文件。另外，还可以将所述多边形区域的内外区域设置不同的像素值，进而根据像素值来自动生成图片掩膜。最终，原始人体损伤图片、格式化文件及图片掩膜将全部作为初始模型的输入，供初始模型训练。其中，所述图片掩膜即受损区域的区域轮廓。

具体的，所述根据所述多边形区域的像素值，生成图片掩膜包括：

根据所述多边形区域，将所述多边形区域的内部区域确定为目标区域，以及将所述多边形区域的外部区域确定为背景区域；

按照所述损伤类型，将所述目标区域的像素值设置为第一标识，以及将所述背景区域的像素值设置为第二标识；

根据所述第一标识以及所述第二标识，生成图片掩膜。

在该可选的实施方式中，可以根据标注的所述多边形区域，将所述多边形区域的内部区域确定为目标区域，以及将所述多边形区域的外部区域确定为背景区域，即实现了语义分割方法中前景目标与背景之间的明确分界，进一步地，可以按照所述损伤类型，将所述目标区域的像素值设置为第一标识，即所述目标区域的像素值与所述损伤类型相对应，比如：软组织擦伤置像素值为 1，软组织损伤置像素值为 2，皮下血肿置像素值为 3，软组织裂伤置像素值为 4，更进一步地，即可将所述背景区域的像素值设置为第二标识，比如置为 0。最后，可以根据标注的第一标识和第二标识，自动生成图片掩膜。

具体的，所述将所述原始人体损伤图片、所述格式化文件以及所述图片掩膜输入至语义分割网络框架模型中进行训练，获得训练好的人体损伤检测模型包括：

将所述原始人体损伤图片、所述格式化文件以及所述图片掩膜输入至初始模型；

通过所述初始模型中的骨干网络对所述原始人体损伤图片进行卷积运算以及池化运算，获得待训练特征图；

采用交替训练方法，将所述待训练特征图、所述格式化文件以及所述图片掩膜依次输入至所述人体损伤检测模型中的区域候选网络以及输出网络进行训练；

获取所述输出网络输出的掩膜计算结果、边界框坐标计算结果以及分类计算结果；

根据所述掩膜计算结果、所述边界框坐标计算结果以及所述分类计算结果，确定人体损伤检测模型。

其中，所述初始模型基于 Mask RCNN 方法的语义分割网络，所述初始模型主要分

为三个部分：骨干网络、区域候选网络以及输出网络。

其中，所述骨干网络由卷积层和池化层等组成。原始人体损伤图片与卷积层发生卷积运算，实现了对图片的特征提取，原始人体损伤图片与池化层发生池化运算，实现了对图片的数据降维。骨干网络的最终输出为待训练特征图（feature maps）,即高纬度的特征矩阵。由于人体损伤图片一般尺寸较大，分辨率较高，包含信息复杂，因此本方案采用特征提取能力较强的密集型网络-121（Densenet121）模型作为骨干网络。该网络结构还包含残差运算，可以有效地将网络中浅层运算得到的特征向量传递至深层中进行合并计算，提高模型对数据的拟合能力。

其中，由于人体损伤检测场景中损伤部位一般与正常部位有明显的颜色、形状上的差异，因此一般情况下候选区域网络可以比较容易的提取大致目标位置，同时为了缩短初始模型的训练时间，本方案采用交替训练方法作为模型训练方法，即将区域候选网络与后面的输出网络分开训练，先训练其中的一部分，待结果稳定后再训练其余部分。

其中，区域候选网络（RPN）主要由前景背景分类和目标边界框回归两个分支组成。RPN 以骨干网络提取的待训练特征图作为输入，经 3*3 的卷积层通过卷积运算得到新的特征图，之后分别连接两个 1*1 的卷积层来实现上述分支。其中前景背景分类分支的计算结果是前景或背景对应的概率值，而目标边界框回归分支的结果是边界框的坐标值。综合上述两个分支的计算结果，得到候选区域（Proposal）,并与人工标注的真实值（ground truth）进行比对，保留交并比（IOU）最高的候选区域其对应特征图作为最终的输出传递至输出网络。其中，为了保证区域候选网络输出的特征图尺寸统一，网络引入了 ROI Align（感兴趣区域对齐），在特征图的不同点采样，并应用双线性插值运算实现特征图尺寸的统一化。

其中，为了得到精细的输出结果，还需要经过输出网络对 RPN 网络得到的尺寸统一的特征图进行进一步计算。输出网络共包含三个分支，分别为掩膜计算分支，边界框坐标计算分支和分类计算分支。其中，此外，由于损伤中常包含面积较小的区域（像素值小于 20*20），为了增强模型对此类数据的拟合能力，在原始 Mask-RCNN 网络的基础上利用 shortcut connection 将候选区域网络的输出特征图与输出网络的特征图直接连接(加权和)，这样避免了卷积运算过程中信息的丢失，有效的提高了模型的精度，而且结合经验，一般图像中的颜色、纹理等基础信息是判断损伤类型的主要依据，这也正好与候选区域网络提取的相对更浅层的特征信息相吻合。

具体的，所述根据所述掩膜计算结果、所述边界框坐标计算结果以及所述分类计算结果，确定人体损伤检测模型包括：

将所述掩膜计算结果、所述边界框坐标计算结果以及所述分类计算结果输入至预设的损失函数进行计算，获得损失值；

根据所述损失值，使用随机梯度下降算法，更新所述初始模型的参数；

若所述损失函数的损失值达到收敛状态，确定更新参数后的初始模型为训练好的人体损伤检测模型。

其中，整个网络的损失函数由输出网络中的三个分支各自的损失加和构成。在获取到所述输出网络输出的掩膜计算结果、边界框坐标计算结果以及分类计算结果之后，还需要将所述掩膜计算结果、所述边界框坐标计算结果以及所述分类计算结果输入至预设的损失函数进行计算，获得损失值，通过随机梯度下降方法将损失值反传给网络，更新所述初始模型的参数，实现模型训练，直至所述损失函数的损失值达到收敛状态，即可确定更新参数后的初始模型为训练好的人体损伤检测模型。

可选的，所述初始模型的骨干网络、区域候选网络以及输出网络中的激活函数采用 PRelu 函数，所述骨干网络采用 Densenet121 模型。

在图 1 所描述的方法流程中，可以先获取需要进行人体外表损伤检测的待检测图片，

将所述待检测图片输入至基于语义分割的人体损伤检测模型中，依次通过所述人体损伤检测模型中的区域候选网络以及输出网络进行特征提取，将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得最终特征图，对所述最终特征图进行特征检测，获得所述待检测图片的人体外表损伤检测结果，其中，所述人体外表损伤检测结果包括损伤区域边界框、损伤类型及图片掩膜。可见，通过将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得的最终特征图能够避免卷积运算过程中信息的丢失，通过对所述最终特征图进行特征检测，获得所述待检测图片的人体外表损伤检测结果，能够有效的提高了模型的检测精度，更加精确地对人体外表损伤进行检测。

以上所述，仅是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，对于本领域的普通技术人员来说，在不脱离本申请创造构思的前提下，还可以做出改进，但这些均属于本申请的保护范围。

图 2 是本申请公开的一种基于语义分割网络的人体外表损伤检测装置的较佳实施例的功能模块图。

在一些实施例中，所述基于语义分割网络的人体外表损伤检测装置运行于电子设备中。所述基于语义分割网络的人体外表损伤检测装置可以包括多个由程序代码段所组成的功能模块。所述基于语义分割网络的人体外表损伤检测装置中的各个程序段的程序代码可以存储于存储器中，并由至少一个处理器所执行，以执行图 1 所描述的基于语义分割网络的人体外表损伤检测方法中的部分或全部步骤。

本实施例中，所述基于语义分割网络的人体外表损伤检测装置根据其所执行的功能，可以被划分为多个功能模块。所述功能模块可以包括：获取模块 201、输入模块 202、提取模块 203、融合模块 204 及检测模块 205。本申请所称的模块是指一种能够被至少一个处理器所执行并且能够完成固定功能的一系列计算机可读指令段，其存储在存储器中。

获取模块 201，用于获取需要进行人体外表损伤检测的待检测图片。

其中，所述待检测图片为携带有人体损伤区域的图片，可以为人体的全部图片，也可以为包括损伤区域的人体中某个部位的图片，本申请实施例不做限定。

输入模块 202，用于将所述待检测图片输入至基于语义分割的人体损伤检测模型中。

其中，所述人体损伤检测模型可以是基于 Mask RCNN（Mask Regions with Convolutional Neural Networks，基于卷积神经网络的掩膜区域获取）方法的语义分割网络，所述人体损伤检测模型能够将所述待检测图片的前景目标与背景从像素级别进行分割，进而可以给出更精准的目标区域定位。

提取模块 203，用于依次通过所述人体损伤检测模型中的区域候选网络以及输出网络进行特征提取。

其中，所述人体损伤检测模型包括三个部分：骨干网络、区域候选网络以及输出网络。其中，每个部分的工作原理可以参见下文所述的训练部分，在此不再赘述。

可选的，电子设备需要依次所述人体损伤检测模型中的骨干网络、区域候选网络以及输出网络进行特征提取。

其中，骨干网络的输出作为区域候选网络的输入，区域候选网络的输出作为输出网络的输入，三个网络共同协作，实现对所述人体损伤检测模型的特征提取及损伤检测。

融合模块 204，用于将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得最终特征图。

由于损伤中常包含面积较小的区域（像素值小于 20*20），为了增强模型对此类数据的拟合能力，可以在原始 Mask-RCNN 网络的基础上利用快捷连接（shortcut connection）将候选区域网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获

得最终特征图，其中，所述最终特征图避免了卷积运算过程中信息的丢失，能够有效提高模型的精度。

检测模块 205，用于对所述最终特征图进行特征检测，获得所述待检测图片的人体外表损伤检测结果，其中，所述人体外表损伤检测结果包括损伤区域边界框、损伤类型及图片掩膜。

其中，所述损伤区域边界框为所述待检测图片中受损区域外接矩形的位置坐标所在的边界框，所述损伤类型即所述待检测图片中的人体外表损伤的类型，比如软组织擦伤、软组织挫伤、软组织裂伤及皮下血肿，所述图片掩膜即所述待检测图片中受损区域的边界轮廓。

作为一种可选的实施方式，所述获取模块 201，还用于获取多个需要进行模型训练的原始人体损伤图片；

所述基于语义分割网络的人体外表损伤检测装置还可以包括：

接收模块，用于接收用户对每个所述原始人体损伤图片的受损区域进行边界标注输入的多边形区域，以及接收用户针对所述原始人体受损区域输入的损伤类型；

保存模块，用于将所述多边形区域以及所述损伤类型保存成格式化文件；

生成模块，用于根据所述多边形区域的像素值，生成图片掩膜；

训练模块，用于将所述原始人体损伤图片、所述格式化文件以及所述图片掩膜输入至语义分割网络框架模型中进行训练，获得训练好的人体损伤检测模型。

在该可选的实施方式中，在进行模型训练前，需要获取多个原始人体损伤图片，该多个原始人体损伤图片可以具有不同的损伤区域，不同的损伤大小，不同的损伤类型。其中，可以预先定义人体外表的损伤类型，比如：软组织擦伤、软组织挫伤、软组织裂伤及皮下血肿。其中，软组织擦伤指软组织或骨骼肌肉受到直接或间接暴力，呈局部渗血、水肿状；软组织挫伤指横向擦刮造成的皮肤损伤，皮肤表面出现划痕；软组织裂伤指皮肤多方位的撕裂造成的皮肤及肌肉损伤，伤口不规则；皮下血肿指毛细血管中的血液受外力或其他原因渗出血管外，积聚在皮肤内及皮肤下，形成血肿。

具体的，可以事先按照上述定义的损伤类型在开源标注工具 SLOTH 中添加相应的标注标签，同时，将软件中标签的读取方式从原始的硬编码（hard-code）改为从.json 文件中动态获取，这样不但使得软件适用于损伤检测场景，同时标签的动态获取也使得软件具有可扩展性，方便以后损伤类别的增删和更改。

标注时，用户需要先选择损伤类型，然后以连续的受损区域为单位，沿受损区域边界进行边界标注，生成多边形区域。如果原始人体损伤图片中存在多种不同类型的损伤，将分别按各自损伤类型进行标注。多边形区域确定后，软件会自动将多边形区域和损伤类型保存成格式化文件。另外，还可以将所述多边形区域的内外区域设置不同的像素值，进而根据像素值来自动生成图片掩膜。最终，原始人体损伤图片、格式化文件及图片掩膜将全部作为初始模型的输入，供初始模型训练。其中，所述图片掩膜即受损区域的区域轮廓。

作为一种可选的实施方式，所述生成模块根据所述多边形区域的像素值，生成图片掩膜的方式具体为：

根据所述多边形区域，将所述多边形区域的内部区域确定为目标区域，以及将所述多边形区域的外部区域确定为背景区域；

按照所述损伤类型，将所述目标区域的像素值设置为第一标识，以及将所述背景区域的像素值设置为第二标识；

根据所述第一标识以及所述第二标识，生成图片掩膜。

在该可选的实施方式中，可以根据标注的所述多边形区域，将所述多边形区域的内部区域确定为目标区域，以及将所述多边形区域的外部区域确定为背景区域，即实现了

语义分割方法中前景目标与背景之间的明确分界，进一步地，可以按照所述损伤类型，将所述目标区域的像素值设置为第一标识，即所述目标区域的像素值与所述损伤类型相对应，比如：软组织擦伤置像素值为 1，软组织损伤置像素值为 2，皮下血肿置像素值为 3，软组织裂伤置像素值为 4，更进一步地，即可将所述背景区域的像素值设置为第二标识，比如置为 0。最后，可以根据标注的第一标识和第二标识，自动生成图片掩膜。

作为一种可选的实施方式，所述训练模块包括：

输入子模块，用于将所述原始人体损伤图片、所述格式化文件以及所述图片掩膜输入至初始模型；

运算子模块，用于通过所述初始模型中的骨干网络对所述原始人体损伤图片进行卷积运算以及池化运算，获得待训练特征图；

训练子模块，用于采用交替训练方法，将所述待训练特征图、所述格式化文件以及所述图片掩膜依次输入至所述人体损伤检测模型中的区域候选网络以及输出网络进行训练；

获取子模块，用于获取所述输出网络输出的掩膜计算结果、边界框坐标计算结果以及分类计算结果；

确定子模块，用于根据所述掩膜计算结果、所述边界框坐标计算结果以及所述分类计算结果，确定人体损伤检测模型。

其中，所述初始模型基于 Mask RCNN 方法的语义分割网络，所述初始模型主要分为三个部分：骨干网络、区域候选网络以及输出网络。

其中，所述骨干网络由卷积层和池化层等组成。原始人体损伤图片与卷积层发生卷积运算，实现了对图片的特征提取，原始人体损伤图片与池化层发生池化运算，实现了对图片的数据降维。骨干网络的最终输出为待训练特征图（feature maps）,即高纬度的特征矩阵。由于人体损伤图片一般尺寸较大，分辨率较高，包含信息复杂，因此本方案采用特征提取能力较强的密集型网络-121（Densenet121）模型作为骨干网络。该网络结构还包含残差运算，可以有效地将网络中浅层运算得到的特征向量传递至深层中进行合并计算，提高模型对数据的拟合能力。

其中，由于人体损伤检测场景中损伤部位一般与正常部位有明显的颜色、形状上的差异，因此一般情况下候选区域网络可以比较容易的提取大致目标位置，同时为了缩短初始模型的训练时间，本方案采用交替训练方法作为模型训练方法，即将区域候选网络与后面的输出网络分开训练，先训练其中的一部分，待结果稳定后再训练其余部分。

其中，区域候选网络（RPN）主要由前景背景分类和目标边界框回归两个分支组成。RPN 以骨干网络提取的待训练特征图作为输入，经 3*3 的卷积层通过卷积运算得到新的特征图，之后分别连接两个 1*1 的卷积层来实现上述分支。其中前景背景分类分支的计算结果是前景或背景对应的概率值，而目标边界框回归分支的结果是边界框的坐标值。综合上述两个分支的计算结果，得到候选区域（Proposal）,并与人工标注的真实值（ground truth）进行比对，保留交并比（IOU）最高的候选区域其对应特征图作为最终的输出传递至输出网络。其中，为了保证区域候选网络输出的特征图尺寸统一，网络引入了 ROI Align（感兴趣区域对齐），在特征图的不同点采样，并应用双线性插值运算实现特征图尺寸的统一化。

其中，为了得到精细的输出结果，还需要经过输出网络对 RPN 网络得到的尺寸统一的特征图进行进一步计算。输出网络共包含三个分支，分别为掩膜计算分支，边界框坐标计算分支和分类计算分支。其中，此外，由于损伤中常包含面积较小的区域（像素值小于 20*20），为了增强模型对此类数据的拟合能力，在原始 Mask-RCNN 网络的基础上利用 shortcut connection 将候选区域网络的输出特征图与输出网络的特征图直接连接(加权和)，这样避免了卷积运算过程中信息的丢失，有效的提高了模型的精度，而且结合经

验，一般图像中的颜色、纹理等基础信息是判断损伤类型的主要依据，这也正好与候选区域网络提取的相对更浅层的特征信息相吻合。

作为一种可选的实施方式，所述确定子模块根据所述掩膜计算结果、所述边界框坐标计算结果以及所述分类计算结果，确定人体损伤检测模型的方式具体为：

将所述掩膜计算结果、所述边界框坐标计算结果以及所述分类计算结果输入至预设的损失函数进行计算，获得损失值；

根据所述损失值，使用随机梯度下降算法，更新所述初始模型的参数；

若所述损失函数的损失值达到收敛状态，确定更新参数后的初始模型为训练好的人体损伤检测模型。

其中，整个网络的损失函数由输出网络中的三个分支各自的损失加和构成。在获取到所述输出网络输出的掩膜计算结果、边界框坐标计算结果以及分类计算结果之后，还需要将所述掩膜计算结果、所述边界框坐标计算结果以及所述分类计算结果输入至预设的损失函数进行计算，获得损失值，通过随机梯度下降方法将损失值反传给网络，更新所述初始模型的参数，实现模型训练，直至所述损失函数的损失值达到收敛状态，即可确定更新参数后的初始模型为训练好的人体损伤检测模型。

作为一种可选的实施方式，所述初始模型的骨干网络、区域候选网络以及输出网络中的激活函数采用 PRelu 函数，所述骨干网络采用 Densenet121 模型。

作为一种可选的实施方式，所述融合模块 204 将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得最终特征图的方式具体为：

将所述区域候选网络提取的第一特征图拆分成多个第一子特征图；

确定每个所述第一子特征图的计算类型；

从所述输出网络提取的第二特征图中获取多个第二子特征图；

确定每个所述第二子特征图的计算类型；

将相同计算类型的所述第一子特征图以及所述第二子特征图进行融合，获得最终特征图。

其中，所述输出网络包括 3 个分支，分别为掩膜计算分支，边界框坐标计算分支和分类计算分支。因此，从所述输出网络提取的第二特征图中包括多个第二子特征图，比如三个第二子特征图，分别对应上述三个分支所输出的结果，即不同的第二子特征图对应不同的计算类型。此外，由于损伤中常包含面积较小的区域（像素值小于 20*20），为了增强模型对此类数据的拟合能力，在从所述区域候选网络提取的第一特征图后，需要根据所述输出网络的三个分支，将所述第一特征图拆分成多个第一子特征图（比如三个第一子特征图），不同的第一子特征图对应不同的计算类型，比如掩膜计算类型、边界框坐标计算类型和分类计算类型，之后，可以将相同计算类型的所述第一子特征图以及所述第二子特征图进行融合，获得最终特征图。这样可以避免卷积运算过程中信息的丢失，有效的提高了模型的精度。

在图 2 所描述的基于语义分割网络的人体外表损伤检测装置中，可以先获取需要进行人体外表损伤检测的待检测图片，将所述待检测图片输入至基于语义分割的人体损伤检测模型中，依次通过所述人体损伤检测模型中的区域候选网络以及输出网络进行特征提取，将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得最终特征图，对所述最终特征图进行特征检测，获得所述待检测图片的人体外表损伤检测结果，其中，所述人体外表损伤检测结果包括损伤区域边界框、损伤类型及图片掩膜。可见，通过将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得的最终特征图能够避免卷积运算过程中信息的丢失，通过对所述最终特征图进行特征检测，获得所述待检测图片的人体外表损伤检测结果，能够有效的提高了模型的检测精度，更加精确地对人体外表损伤进行检测。

图 3 是本申请实现基于语义分割网络的人体外表损伤检测方法的较佳实施例的电子设备的结构示意图。所述电子设备 3 包括存储器 31、至少一个处理器 32、存储在所述存储器 31 中并可在所述至少一个处理器 32 上运行的计算机可读指令 33 及至少一条通讯总线 34。

本领域技术人员可以理解，图 3 所示的示意图仅仅是所述电子设备 3 的示例，并不构成对所述电子设备 3 的限定，可以包括比图示更多或更少的部件，或者组合某些部件，或者不同的部件，例如所述电子设备 3 还可以包括输入输出设备、网络接入设备等。

所述至少一个处理器 32 可以是中央处理单元（Central Processing Unit，CPU），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。该处理器 32 可以是微处理器或者该处理器 32 也可以是任何常规的处理器等，所述处理器 32 是所述电子设备 3 的控制中心，利用各种接口和线路连接整个电子设备 3 的各个部分。

所述存储器 31 可用于存储所述计算机可读指令 33 和/或模块/单元，所述处理器 32 通过运行或执行存储在所述存储器 31 内的计算机可读指令和/或模块/单元，以及调用存储在存储器 31 内的数据，实现所述电子设备 3 的各种功能。所述存储器 31 可主要包括存储程序区和存储数据区，其中，存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序（比如声音播放功能、图像播放功能等）等；存储数据区可存储根据电子设备 3 的使用所创建的数据（比如音频数据）等。此外，存储器 31 可以包括非易失性存储器，例如硬盘、内存、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）、至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他非易失性固态存储器件。

结合图 1，所述电子设备 3 中的所述存储器 31 存储多个指令以实现一种基于语义分割网络的人体外表损伤检测方法，所述处理器 32 可执行所述多个指令从而实现：

获取需要进行人体外表损伤检测的待检测图片；

将所述待检测图片输入至基于语义分割的人体损伤检测模型中；

依次通过所述人体损伤检测模型中的区域候选网络以及输出网络进行特征提取；

将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得最终特征图；

对所述最终特征图进行特征检测，获得所述待检测图片的人体外表损伤检测结果，其中，所述人体外表损伤检测结果包括损伤区域边界框、损伤类型及图片掩膜。

具体地，所述处理器 32 对上述指令的具体实现方法可参考图 1 对应实施例中相关步骤的描述，在此不赘述。

在图 3 所描述的电子设备 3 中，可以先获取需要进行人体外表损伤检测的待检测图片，将所述待检测图片输入至基于语义分割的人体损伤检测模型中，依次通过所述人体损伤检测模型中的区域候选网络以及输出网络进行特征提取，将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得最终特征图，对所述最终特征图进行特征检测，获得所述待检测图片的人体外表损伤检测结果，其中，所述人体外表损伤检测结果包括损伤区域边界框、损伤类型及图片掩膜。可见，通过将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得的最终特征图能够避免卷积运算过程中信息的丢失，通过对所述最终特征图进行特征检测，获得所述待检测图片的人体外表损伤检测结果，能够有效的提高了模型的检测精度，更加精确地对人体外表损伤进行检测。

所述电子设备 3 集成的模块/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时，可以存储在一个非易失性可读取存储介质中。基于这样的理解，本申请实现上述

实施例方法中的全部或部分流程，也可以通过计算机可读指令来指令相关的硬件来完成，所述的计算机可读指令可存储于一非易失性可读存储介质中，该计算机可读指令在被处理器执行时，可实现上述各个方法实施例的步骤。其中，计算机可读指令代码可以为源代码形式、对象代码形式、可执行文件或某些中间形式等。所述非易失性可读介质可以包括：能够携带所述计算机可读指令代码的任何实体或装置、记录介质、U 盘、移动硬盘、磁碟、光盘、计算机存储器、只读存储器（ROM，Read-Only Memory）。

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，装置和方法，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，所述模块的划分，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。

所述作为分离部件说明的模块可以是或者也可以不是物理上分开的，作为模块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模块来实现本实施例方案的目的。

另外，在本申请各个实施例中的各功能模块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，也可以采用硬件加软件功能模块的形式实现。

对于本领域技术人员而言，显然本申请不限于上述示范性实施例的细节，而且在不背离本申请的精神或基本特征的情况下，能够以其他的具体形式实现本申请。因此，无论从哪一点来看，均应将实施例看作是示范性的，而且是非限制性的，本申请的范围由所附权利要求而不是上述说明限定，因此旨在将落在权利要求的等同要件的含义和范围内的所有变化涵括在本申请内。不应将权利要求中的任何附关联图标记视为限制所涉及的权利要求。此外，显然“包括”一词不排除其他单元或步骤，单数不排除复数。系统权利要求中陈述的多个单元或装置也可以由一个单元或装置通过软件或者硬件来实现。第二等词语用来表示名称，而并不表示任何特定的顺序。

最后应说明的是，以上实施例仅用以说明本申请的技术方案而非限制，尽管参照较佳实施例对本申请进行了详细说明，本领域的普通技术人员应当理解，可以对本申请的技术方案进行修改或等同替换，而不脱离本申请技术方案的精神和范围。

权 利 要 求 书

1. 一种基于语义分割网络的人体外表损伤检测方法，其特征在于，所述方法包括：

获取需要进行人体外表损伤检测的待检测图片；

将所述待检测图片输入至基于语义分割的人体损伤检测模型中；

依次通过所述人体损伤检测模型中的区域候选网络以及输出网络进行特征提取；

将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得最终特征图；

对所述最终特征图进行特征检测，获得所述待检测图片的人体外表损伤检测结果，其中，所述人体外表损伤检测结果包括损伤区域边界框、损伤类型及图片掩膜。

2. 根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述获取需要进行人体外表损伤检测的待检测图片之前，所述方法还包括：

获取多个需要进行模型训练的原始人体损伤图片；

接收用户对每个所述原始人体损伤图片的受损区域进行边界标注输入的多边形区域，以及接收用户针对所述原始人体受损区域输入的损伤类型；

将所述多边形区域以及所述损伤类型保存成格式化文件；

根据所述多边形区域的像素值，生成图片掩膜；

将所述原始人体损伤图片、所述格式化文件以及所述图片掩膜输入至语义分割网络框架模型中进行训练，获得训练好的人体损伤检测模型。

3. 根据权利要求 2 所述的方法，其特征在于，所述根据所述多边形区域的像素值，生成图片掩膜包括：

根据所述多边形区域，将所述多边形区域的内部区域确定为目标区域，以及将所述多边形区域的外部区域确定为背景区域；

按照所述损伤类型，将所述目标区域的像素值设置为第一标识，以及将所述背景区域的像素值设置为第二标识；

根据所述第一标识以及所述第二标识，生成图片掩膜。

4. 根据权利要求 2 所述的方法，其特征在于，所述将所述原始人体损伤图片、所述格式化文件以及所述图片掩膜输入至语义分割网络框架模型中进行训练，获得训练好的人体损伤检测模型包括：

将所述原始人体损伤图片、所述格式化文件以及所述图片掩膜输入至初始模型；

通过所述初始模型中的骨干网络对所述原始人体损伤图片进行卷积运算以及池化运算，获得待训练特征图；

采用交替训练方法，将所述待训练特征图、所述格式化文件以及所述图片掩膜依次输入至所述人体损伤检测模型中的区域候选网络以及输出网络进行训练；

获取所述输出网络输出的掩膜计算结果、边界框坐标计算结果以及分类计算结果；

根据所述掩膜计算结果、所述边界框坐标计算结果以及所述分类计算结果，确定人体损伤检测模型。

5. 根据权利要求 4 所述的方法，其特征在于，所述根据所述掩膜计算结果、所述边界框坐标计算结果以及所述分类计算结果，确定人体损伤检测模型包括：

将所述掩膜计算结果、所述边界框坐标计算结果以及所述分类计算结果输入至预设的损失函数进行计算，获得损失值；

根据所述损失值，使用随机梯度下降算法，更新所述初始模型的参数；

若所述损失函数的损失值达到收敛状态，确定更新参数后的初始模型为训练好的人体损伤检测模型。

6. 根据权利要求 5 所述的方法，其特征在于，所述初始模型的骨干网络、区域候选网络以及输出网络中的激活函数采用 PRelu 函数，所述骨干网络采用 Densenet121 模型。

7. 根据权利要求 1 至 6 中任一项所述的方法，其特征在于，所述将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得最终特征图包括：

将所述区域候选网络提取的第一特征图拆分成多个第一子特征图；

确定每个所述第一子特征图的计算类型；

从所述输出网络提取的第二特征图中获取多个第二子特征图；

确定每个所述第二子特征图的计算类型；

将相同计算类型的所述第一子特征图以及所述第二子特征图进行融合，获得最终特征图。

8. 一种基于语义分割网络的人体外表损伤检测装置，其特征在于，所述基于语义分割网络的人体外表损伤检测装置包括：

获取模块，用于获取需要进行人体外表损伤检测的待检测图片；

输入模块，用于将所述待检测图片输入至基于语义分割的人体损伤检测模型中；

提取模块，用于依次通过所述人体损伤检测模型中的区域候选网络以及输出网络进行特征提取；

融合模块，用于将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得最终特征图；

检测模块，用于对所述最终特征图进行特征检测，获得所述待检测图片的人体外表损伤检测结果，其中，所述人体外表损伤检测结果包括损伤区域边界框、损伤类型及图片掩膜。

9. 一种电子设备，其特征在于，所述电子设备包括处理器和存储器，所述处理器用于执行存储器中存储的至少一个计算机可读指令以实现以下步骤：

获取需要进行人体外表损伤检测的待检测图片；

将所述待检测图片输入至基于语义分割的人体损伤检测模型中；

依次通过所述人体损伤检测模型中的区域候选网络以及输出网络进行特征提取；

将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得最终特征图；

对所述最终特征图进行特征检测，获得所述待检测图片的人体外表损伤检测结果，其中，所述人体外表损伤检测结果包括损伤区域边界框、损伤类型及图片掩膜。

10. 根据权利要求 9 所述的电子设备，其特征在于，所述获取需要进行人体外表损伤检测的待检测图片之前，所述处理器执行至少一个计算机可读指令还用以实现以下步骤：

获取多个需要进行模型训练的原始人体损伤图片；

接收用户对每个所述原始人体损伤图片的受损区域进行边界标注输入的多边形区域，以及接收用户针对所述原始人体受损区域输入的损伤类型；

将所述多边形区域以及所述损伤类型保存成格式化文件；

根据所述多边形区域的像素值，生成图片掩膜；

将所述原始人体损伤图片、所述格式化文件以及所述图片掩膜输入至语义分割网络框架模型中进行训练，获得训练好的人体损伤检测模型。

11. 根据权利要求 10 所述的电子设备，其特征在于，所述处理器执行至少一个计算机可读指令以实现所述根据所述多边形区域的像素值，生成图片掩膜时，具体包括：

根据所述多边形区域，将所述多边形区域的内部区域确定为目标区域，以及将所述多边形区域的外部区域确定为背景区域；

按照所述损伤类型，将所述目标区域的像素值设置为第一标识，以及将所述背景区域的像素值设置为第二标识；

根据所述第一标识以及所述第二标识，生成图片掩膜。

12. 根据权利要求 10 所述的电子设备，其特征在于，所述处理器执行至少一个计算机可

读指令以实现所述将所述原始人体损伤图片、所述格式化文件以及所述图片掩膜输入至语义分割网络框架模型中进行训练，获得训练好的人体损伤检测模型时，具体包括：

将所述原始人体损伤图片、所述格式化文件以及所述图片掩膜输入至初始模型；

通过所述初始模型中的骨干网络对所述原始人体损伤图片进行卷积运算以及池化运算，获得待训练特征图；

采用交替训练方法，将所述待训练特征图、所述格式化文件以及所述图片掩膜依次输入至所述人体损伤检测模型中的区域候选网络以及输出网络进行训练；

获取所述输出网络输出的掩膜计算结果、边界框坐标计算结果以及分类计算结果；

根据所述掩膜计算结果、所述边界框坐标计算结果以及所述分类计算结果，确定人体损伤检测模型。

13. 根据权利要求 12 所述的电子设备，其特征在于，所述处理器执行至少一个计算机可读指令以实现所述根据所述掩膜计算结果、所述边界框坐标计算结果以及所述分类计算结果，确定人体损伤检测模型时，具体包括：

将所述掩膜计算结果、所述边界框坐标计算结果以及所述分类计算结果输入至预设的损失函数进行计算，获得损失值；

根据所述损失值，使用随机梯度下降算法，更新所述初始模型的参数；

若所述损失函数的损失值达到收敛状态，确定更新参数后的初始模型为训练好的人体损伤检测模型。

14. 根据权利要求 9 至 13 中任一项所述的电子设备，其特征在于，所述处理器执行至少一个计算机可读指令以实现所述将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得最终特征图时，具体包括：

将所述区域候选网络提取的第一特征图拆分成多个第一子特征图；

确定每个所述第一子特征图的计算类型；

从所述输出网络提取的第二特征图中获取多个第二子特征图；

确定每个所述第二子特征图的计算类型；

将相同计算类型的所述第一子特征图以及所述第二子特征图进行融合，获得最终特征图。

15. 一种非易失性可读存储介质，其特征在于，所述非易失性可读存储介质存储有至少一个计算机可读指令，所述至少一个计算机可读指令被处理器执行时实现以下步骤：

获取需要进行人体外表损伤检测的待检测图片；

将所述待检测图片输入至基于语义分割的人体损伤检测模型中；

依次通过所述人体损伤检测模型中的区域候选网络以及输出网络进行特征提取；

将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得最终特征图；

对所述最终特征图进行特征检测，获得所述待检测图片的人体外表损伤检测结果，其中，所述人体外表损伤检测结果包括损伤区域边界框、损伤类型及图片掩膜。

16. 根据权利要求 15 所述的存储介质，其特征在于，所述获取需要进行人体外表损伤检测的待检测图片之前，所述至少一个计算机可读指令被处理器执行还用以实现以下步骤：

获取多个需要进行模型训练的原始人体损伤图片；

接收用户对每个所述原始人体损伤图片的受损区域进行边界标注输入的多边形区域，以及接收用户针对所述原始人体受损区域输入的损伤类型；

将所述多边形区域以及所述损伤类型保存成格式化文件；

根据所述多边形区域的像素值，生成图片掩膜；

将所述原始人体损伤图片、所述格式化文件以及所述图片掩膜输入至语义分割网络框架模型中进行训练，获得训练好的人体损伤检测模型。

17. 根据权利要求 16 所述的存储介质，其特征在于，所述至少一个计算机可读指令被处

理器执行以实现所述根据所述多边形区域的像素值，生成图片掩膜时，具体包括：

根据所述多边形区域，将所述多边形区域的内部区域确定为目标区域，以及将所述多边形区域的外部区域确定为背景区域；

按照所述损伤类型，将所述目标区域的像素值设置为第一标识，以及将所述背景区域的像素值设置为第二标识；

根据所述第一标识以及所述第二标识，生成图片掩膜。

18. 根据权利要求 16 所述的存储介质，其特征在于，所述至少一个计算机可读指令被处理器执行以实现所述将所述原始人体损伤图片、所述格式化文件以及所述图片掩膜输入至语义分割网络框架模型中进行训练，获得训练好的人体损伤检测模型时，具体包括：

将所述原始人体损伤图片、所述格式化文件以及所述图片掩膜输入至初始模型；

通过所述初始模型中的骨干网络对所述原始人体损伤图片进行卷积运算以及池化运算，获得待训练特征图；

采用交替训练方法，将所述待训练特征图、所述格式化文件以及所述图片掩膜依次输入至所述人体损伤检测模型中的区域候选网络以及输出网络进行训练；

获取所述输出网络输出的掩膜计算结果、边界框坐标计算结果以及分类计算结果；

根据所述掩膜计算结果、所述边界框坐标计算结果以及所述分类计算结果，确定人体损伤检测模型。

19. 根据权利要求 18 所述的存储介质，其特征在于，所述至少一个计算机可读指令被处理器执行以实现所述根据所述掩膜计算结果、所述边界框坐标计算结果以及所述分类计算结果，确定人体损伤检测模型时，具体包括：

将所述掩膜计算结果、所述边界框坐标计算结果以及所述分类计算结果输入至预设的损失函数进行计算，获得损失值；

根据所述损失值，使用随机梯度下降算法，更新所述初始模型的参数；

若所述损失函数的损失值达到收敛状态，确定更新参数后的初始模型为训练好的人体损伤检测模型。

20. 根据权利要求 15 至 19 中任一项所述的存储介质，其特征在于，所述至少一个计算机可读指令被处理器执行以实现所述将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得最终特征图，包括：

将所述区域候选网络提取的第一特征图拆分成多个第一子特征图；

确定每个所述第一子特征图的计算类型；

从所述输出网络提取的第二特征图中获取多个第二子特征图；

确定每个所述第二子特征图的计算类型；

将相同计算类型的所述第一子特征图以及所述第二子特征图进行融合，获得最终特征图。

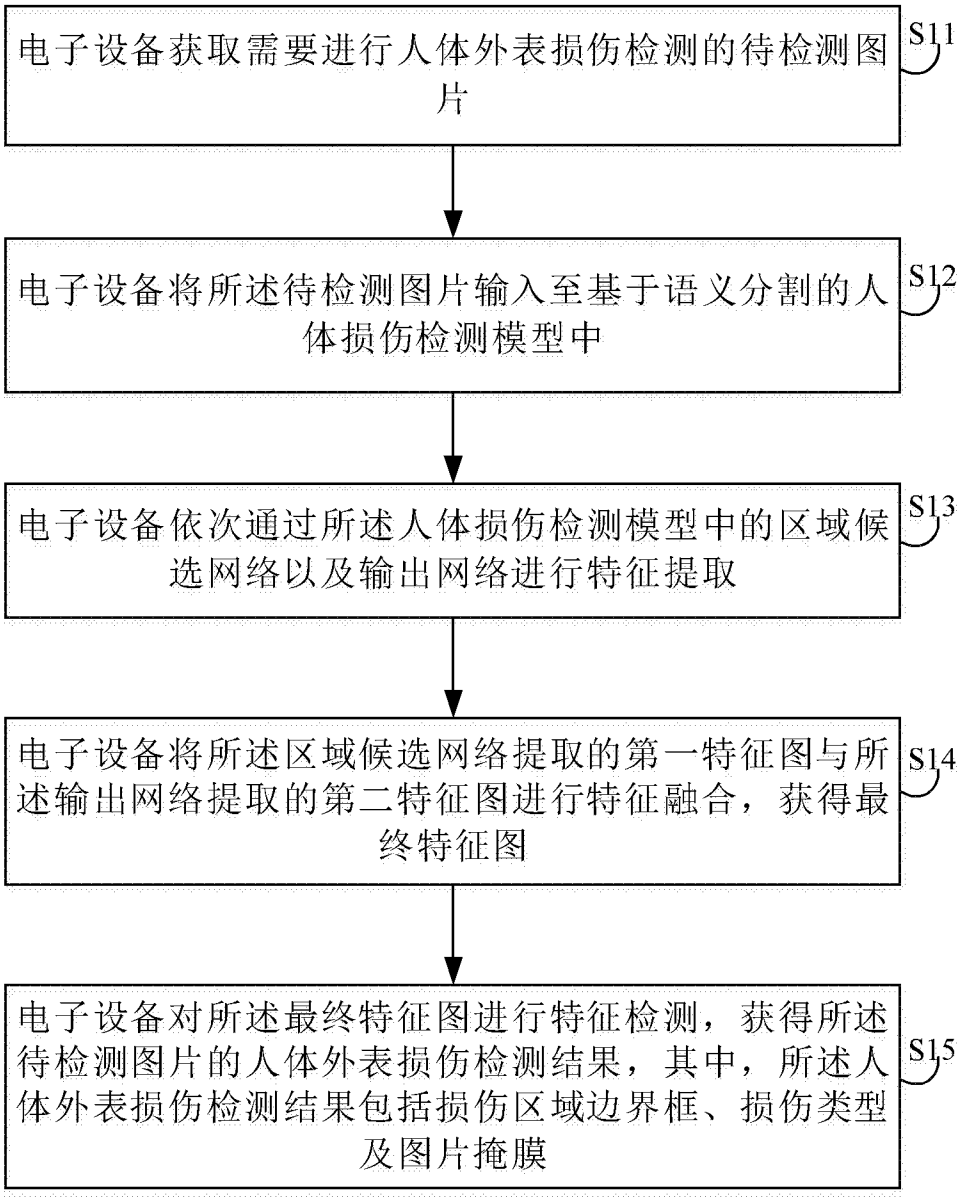

电子设备获取需要进行人体外表损伤检测的待检测图片
S11
电子设备将所述待检测图片输入至基于语义分割的人体损伤检测模型中
S12
电子设备依次通过所述人体损伤检测模型中的区域候选网络以及输出网络进行特征提取
S13
电子设备将所述区域候选网络提取的第一特征图与所述输出网络提取的第二特征图进行特征融合，获得最终特征图
S14
电子设备对所述最终特征图进行特征检测，获得所述待检测图片的人体外表损伤检测结果，其中，所述人体外表损伤检测结果包括损伤区域边界框、损伤类型及图片掩膜
S15

图 1

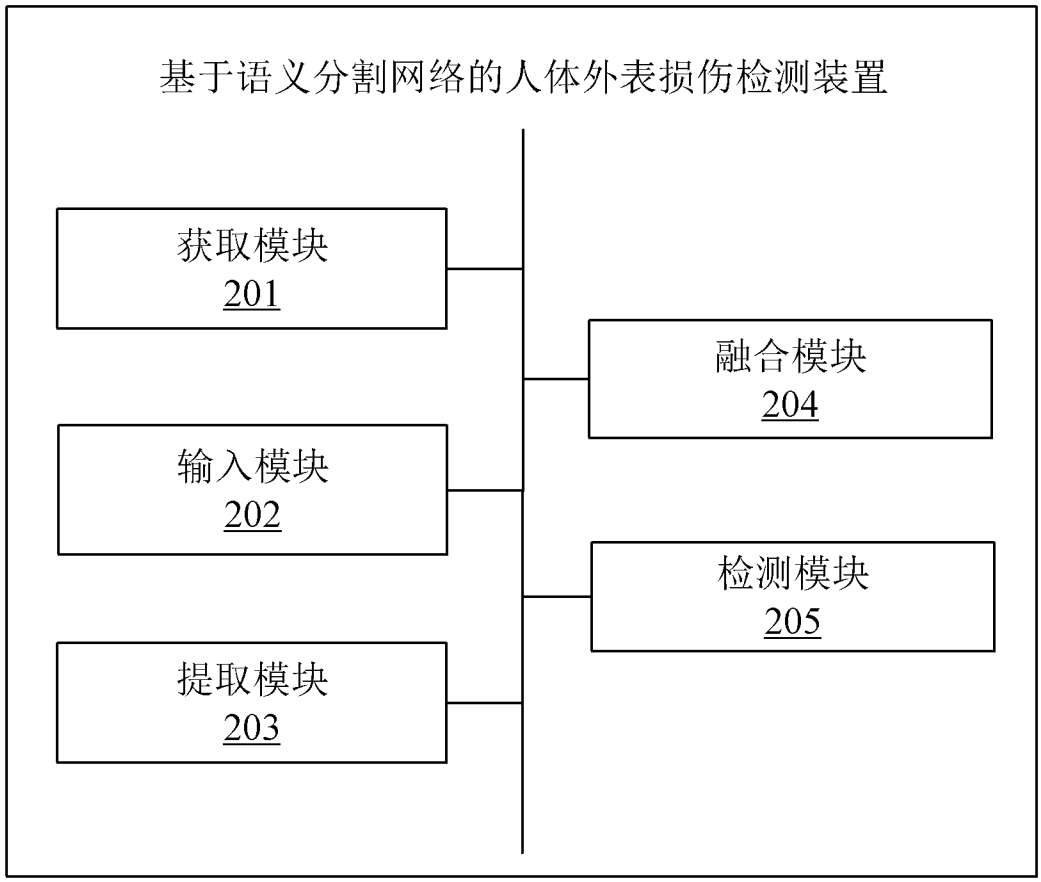

基于语义分割网络的人体外表损伤检测装置
获取模块
201
输入模块
202
提取模块
203
融合模块
204
检测模块
205

图 2

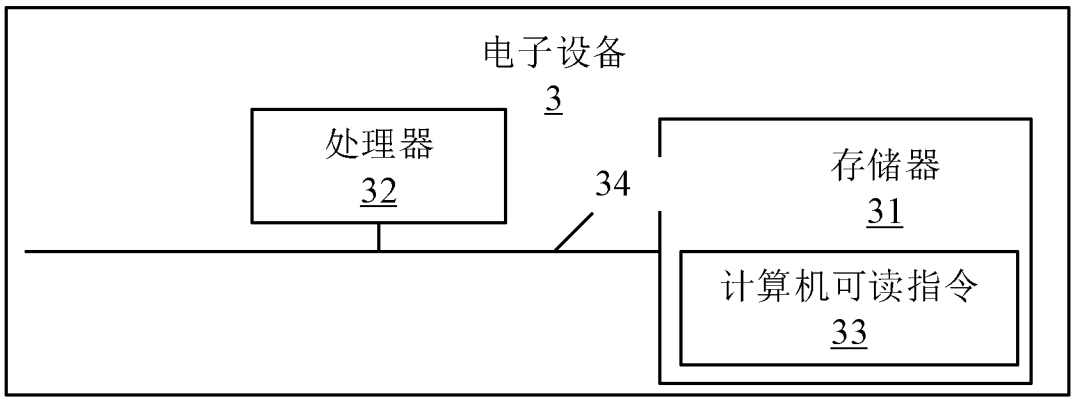

电子设备
3
处理器
32
34
存储器
31
计算机可读指令
33

图 3

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/CN2019/116542

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06N 3/08(2006.01)i; 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)

G06N;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, WPI, EPODOC, CNKI, GOOGLE: 损失, 区域候选网络, 快捷连接, 检测, 人, rcnn, mask, 伤, 深度学习, 语义分割, connect+, short, skip, 皮肤, 表面, 网络, roi, cut, 图像, 特征, 融合, 输出, 精细, rpn

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	陈云 (CHEN, Yun). "基于深度学习的医学影像检测算法 (A Study on Medical Image Detection Based on Deep Learning Algorithm)" *中国优秀硕士学位论文全文数据库信息科技辑 (Information & Technology, China Master's Theses Full-Text Database),* No. 09, 15 September 2019 (2019-09-15), pp. 24-45	1-6, 8-13, 15-19
Y	田萱 等 (TIAN, Xuan et al.). "基于深度学习的图像语义分割方法综述 (Review of Image Semantic Segmentation Based on Deep Learning)" *软件学报 (Journal of Software),* Vol. 30, No. 02, 15 February 2019 (2019-02-15), pp. 443-452	1-6, 8-13, 15-19
Y	CN 109886179 A (SHENZHEN IMSIGHT MEDICAL TECHNOLOGY CO., LTD.) 14 June 2019 (2019-06-14) claims 1-14	2-3, 10-11, 16-17
A	CN 109584246 A (CHENGDU UNIVERSITY OF INFORMATION TECHNOLOGY) 05 April 2019 (2019-04-05) entire document	1-20
A	US 2018204314 A1 (NVIDIA CORPORATION) 19 July 2018 (2018-07-19) 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
14 April 2020	**24 April 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/CN2019/116542

Patent document cited in search report	Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN 109886179 A	14 June 2019	None	
CN 109584246 A	05 April 2019	None	
US 2018204314 A1	19 July 2018	CN 108335349 A	27 July 2018
		TW 201832179 A	01 September 2018
		US 2018204307 A1	19 July 2018
		DE 102018101030 A1	19 July 2018

国际检索报告

国际申请号
PCT/CN2019/116542

A. 主题的分类

G06N 3/08(2006.01)i; 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)

G06N;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, WPI, EPODOC, CNKI, GOOGLE：损失，区域候选网络，快捷连接，检测，人，rcnn，mask，伤，深度学习，语义分割，connect+，short，skip，皮肤，表面，网络，roi，cut，图像，特征，融合，输出，精细，rpn

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
Y	陈云. "基于深度学习的医学影像检测算法" 中国优秀硕士学位论文全文数据库信息科技辑, 第09期, 2019年 9月 15日 (2019-09-15), 第24-45页	1-6、8-13、15-19
Y	田萱 等. "基于深度学习的图像语义分割方法综述" 软件学报, 第30卷, 第02期, 2019年 2月 15日 (2019-02-15), 第443-452页	1-6、8-13、15-19
Y	CN 109886179 A (深圳视见医疗科技有限公司) 2019年 6月 14日 (2019-06-14) 权利要求1-14	2-3、10-11、16-17
A	CN 109584246 A (成都信息工程大学) 2019年 4月 5日 (2019-04-05) 全文	1-20
A	US 2018204314 A1 (NVIDIA CORP.) 2018年 7月 19日 (2018-07-19) 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
2020年 4月 14日	2020年 4月 24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	林芳
传真号 (86-10)62019451	电话号码 86-(10)-53961337

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号
PCT/CN2019/116542

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	109886179	A	2019年 6月 14日	无			
CN	109584246	A	2019年 4月 5日	无			
US	2018204314	A1	2018年 7月 19日	CN	108335349	A	2018年 7月 27日
				TW	201832179	A	2018年 9月 1日
				US	2018204307	A1	2018年 7月 19日
				DE	102018101030	A1	2018年 7月 19日