

(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 7 月 9 日 (09.07.2020)



(10) 国际公布号
WO 2020/140371 A1

(51) 国际专利分类号:
G06K 9/62 (2006.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2019/088801

(22) 国际申请日: 2019 年 5 月 28 日 (28.05.2019)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
201910015378.1 2019 年 1 月 4 日 (04.01.2019) 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: 石磊(SHI, Lei); 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)。 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,

(54) Title: DEEP LEARNING-BASED VEHICLE DAMAGE IDENTIFICATION METHOD AND RELATED DEVICE

(54) 发明名称: 基于深度学习的识别车辆损伤的方法和相关装置

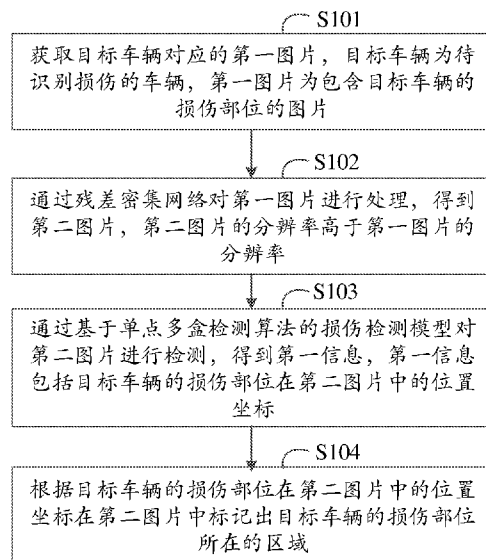


图 1

- S101 Obtain a first image corresponding to a target vehicle, the target vehicle being a vehicle with a damage to be identified, and the first image being an image comprising a damaged part of the target vehicle
- S102 Process the first image by means of a residual dense network to obtain a second image, the resolution of the second image being higher than that of the first image
- S103 Detect the second image by means of a damage detection model based on a single-point multi-box detector algorithm to obtain first information, the first information comprising position coordinates of the damaged part of the target vehicle in the second image
- S104 Mark, according to the position coordinates of the damaged part of the target vehicle in the second image, an area where the damaged part of the target vehicle is located in the second image

(57) Abstract: The present application provides a deep learning-based vehicle damage identification method and a related device. The method comprises: obtaining a first image corresponding to a target vehicle, the target vehicle being a vehicle with a damage to be identified, and the first image being an image comprising a damaged part of the target vehicle; processing the first image by means of a residual dense network to obtain a second image, the resolution of the second image being higher than that of the first image; detecting the second image by means of a damage detection model based on a single-point multi-box detector algorithm to obtain first

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))。

information, the first information comprising position coordinates of the damaged part in the second image; and marking, according to the position coordinates, an area where the damaged part is located in the second image. According to the technical solution, the tiny damage of the vehicle can be identified, and the vehicle damage identification precision is improved.

(57) 摘要: 本申请提供基于深度学习的识别车辆损伤的方法和相关装置, 其中, 所述方法包括: 获取目标车辆对应的第一图片, 所述目标车辆为待识别损伤的车辆, 所述第一图片为包含所述目标车辆的损伤部位的图片; 通过残差密集网络对所述第一图片进行处理, 得到第二图片, 所述第二图片的分辨率高于所述第一图片的分辨率; 通过基于单点多盒检测器算法的损伤检测模型对所述第二图片进行检测, 得到第一信息, 所述第一信息包括所述损伤部位在所述第二图片中的位置坐标; 根据所述位置坐标在所述第二图片中标记出所述损伤部位所在的区域。该技术方案可以识别车辆的微小损伤, 提高车辆损伤识别的精度。

基于深度学习的识别车辆损伤的方法和相关装置

本申请要求于2019年1月4日提交中国专利局、申请号为2019100153781、申请名称为“基于深度学习的识别车辆损伤的方法和相关装置”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

本申请涉及计算机技术领域，尤其涉及基于深度学习的识别车辆损伤的方法和相关装置。

背景技术

机动车辆保险，是指对机动车辆由于自然灾害或意外事故所造成的人身伤亡或财产损失负赔偿责任的一种商业保险。在对机动车辆保险进行理赔的过程中，保险公司需要对机动车辆是否存在损伤和车辆损伤类型等进行判定和识别，以进行责任认定和理赔。

在车辆发生交通事故后，车辆的某些部位会留下破损、刮伤等损伤的痕迹。目前，保险公司一般是识别车主或业务人员拍摄的经过交通事故后的车辆的图片，对图片中车辆的损伤部位的损伤类型来对车辆存在的损伤和损伤类型进行识别判定。由于在不同的交通事故中，车辆所产生的损伤类型不同。对于损伤类型较轻的部位，其在图片中不明显，导致无法识别，这样容易影响责任认定和后续的理赔。

申请内容

本申请实施例提供基于深度学习的识别车辆损伤的方法和相关装置，解决无法识别车辆损失程度较轻的部位的问题。

第一方面，提供一种基于深度学习的识别车辆损伤的方法，包括：

获取目标车辆对应的第一图片，所述目标车辆为待识别损伤的车辆，所述第一图片为包含所述目标车辆的损伤部位的图片；

通过残差密集网络（residual dense network，RDN）对所述第一图片进行处理，得到第二图片，所述第二图片的分辨率高于所述第一图片的分辨率；

通过基于单点多盒检测器（single shot multibox detector，SSD）算法的损伤检测模型对所述第二图片进行检测，得到第一信息，所述第一信息包括所述损伤部位在所述第二图片中的位置坐标；

根据所述位置坐标在所述第二图片中标记出所述损伤部位所在的区域。

第二方面，提供一种基于深度学习的识别车辆损伤的装置，包括：

图片获取模块，用于获取目标车辆对应的第一图片，所述目标车辆为待识别损伤的车辆，所述第一图片为包含所述目标车辆的损伤部位的图片；

图片处理模块，用于通过残差密集网络对所述第一图片进行处理，得到第二图片，所述第二图片的分辨率高于所述第一图片的分辨率；

图片检测模块，用于通过基于单点多盒检测器算法的损伤检测模型对所述第二图片进行检测，得到第一信息，所述第一信息包括所述损伤部位在所述第二图片中的位置坐标；

标记模块，用于根据所述位置坐标在所述第二图片中标记出所述损伤部位所在的区域。

第三方面，提供另一种基于深度学习的识别车辆损伤的装置，包括处理器、存储器以及输入输出接口，所述处理器、存储器和输入输出接口相互连接，其中，所述输入输出接口用于发送或接收数据，所述存储器用于存储基于图像识别的保单录入装置执行上述方法的应用程序代码，所述处理器被配置用于执行上述第一方面的方法。

第四方面，提供一种计算机非易失性可读存储介质，所述计算机非易失性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

所述处理器执行上述第一方面的方法。

本申请实施例中，通过提高图片的分辨率后再对其包含的车辆损伤部位进行识别和定位，可以识别和定位出损伤类型较小的部位，提高识别和定位的精度。

附图说明

- 图 1 是本申请实施例提供的一种基于深度学习的识别车辆损伤的方法的流程示意图；
图 2 是本申请实施例提供的一种包含车辆的损伤部位的图片的示意图；
图 3 是本申请实施例提供的一种残差密集网络的网络架构示意图；
图 4 是本申请实施例提供的残差密集块的示意图；
图 5 是本申请实施例提供的损伤检测模型中的卷积网络结构的示意图；
图 6 是本申请实施例提供的卷积特征图与卷积特征子图之间的关系示意图；
图 7 是本申请实施例提供的卷积特征图与原图片之间的映射关系的示意图；
图 8 是本申请实施例提供的根据第二区域对应的位置坐标确定目标车辆的损伤部位在第二图片中的位置坐标的流程示意图；
图 9 是本申请实施例提供的对图片进行标记后的示意图；
图 10 是本申请实施例提供的另一种基于深度学习的识别车辆损伤的方法的流程示意图；
图 11 是本申请实施例提供的对图片进行标记后的示意图；
图 12 是本申请实施例提供的一种基于深度学习的识别车辆损伤的装置的组成结构示意图；
图 13 是本申请实施例提供的另一种基于深度学习的识别车辆损伤的装置的组成结构示意图。

具体实施方式

下面将结合本申请实施例中的附图，对本申请实施例提供的一种基于深度学习的识别车辆损伤的方法及相关装置进行说明。

本申请实施例的方案适用于车辆定损的场景。在车辆定损的场景中，当车辆发生交通事故（如发生追尾等）后，保险人员可以通过图片采集设备（如手机、摄像机、单反相机，等等）对事故车辆（指发生交通事故的车辆）的各个损伤部位进行拍照采集，得到一张或多张包含有车辆损伤部位的图片，然后通过图片采集设备将包含有车辆的损伤部位的图片上传至对车辆进行定损的车辆定损装置（如服务器、云平台等）中。车辆定损装置接收到该包含有车辆的损伤部位的图片后，将图片输入至目标检测模型中。目标检测模型包括残差密集网络和损伤检测模型。残差密集网络对图片依次进行浅层特征提取、层级特征提取、全局融合、上采样等处理，对图片的细节进行特征提取和恢复，提高图片的分辨率。损伤检测模型对提高分辨率后的图片进行目标识别检测，识别并定位出图片中的车辆损伤部位，然后在提高分辨率后的图片中进行标记，得到标记后的图片。得到标记后的图片后，车辆定损装置将标记后的图片发送给图片采集设备，标记后的图片可以显示在图片采集设备上。可选地，车辆定损装置还可以在定位出车辆损伤部位后，对车辆损伤部位的损伤类型进行识别和检测，然后将在提高分辨率后的图片中进行标记，得到标记后的图片，然后将标记后的图片发送给图片采集设备。

在另一种可能的情况中，车辆定损装置可以与图片采集装置为同一个装置，在此种场景下，图片采集装置（即车辆定损装置）可以将采集到的图片直接输入至目标检测模型中，对车辆损伤部位进行识别和定位。

由上述场景描述可知，在发生交通事故后，车辆定损装置通过利用残差密集网络对包含有车辆损伤部位的图片的分辨率进行提高，使得图片的细节更加清晰，从而使得损伤检测模型可以检测出更加细微的损伤部位，提高了车辆定损的场景中车辆定损的精度。

参见图 1，图 1 是本申请实施例提供的一种基于深度学习的识别车辆损伤的方法的流

程示意图,该方法可以实现在前述提到的车辆定损装置上。如图所示,该方法包括如下步骤:

S101,获取目标车辆对应的第一图片,目标车辆为待识别损伤的车辆,第一图片为包含目标车辆的损伤部位的图片。

具体地,可以从本地或网络中获取第一图片。例如,采集第一图片的装置和对车辆进行定损的装置不为同一个装置,则可以从网络中获取第一图片;又如,采集第一图片的装置和对车辆进行定损的装置为同一个装置,则可以从本地获取第一图片;又如,采集第一图片的装置和对车辆进行定损的装置不为同一个装置,定损用户(指负责对车辆进行定损的人员)将采集第一图片的装置采集到的第一图片通过SD卡拷贝的方式拷贝至对车辆进行定损的装置,则可以从本地获取第一图片。

这里,包含目标车辆的损伤部位的图片指图片内容中存在车辆的损伤部位的图片,其中,车辆的损伤部位是指因车辆发生剐蹭、碰撞等事件而造成其掉漆、凹陷、碎裂、掉落等情况的部位。示例性地,包含目标车辆的损伤部位的图片可以如图2所示,在图2所示的图片中,图片所包含的目标车辆的损伤部位位于图片的右下方位置,该损伤部位为车辆尾灯旁边的外壳。

S102,通过残差密集网络对第一图片进行处理,得到第二图片,第二图片的分辨率高于第一图片的分辨率。

本申请实施例中,残差密集网络为一种结合残差网络和密集连接网络的特性去利用原始的低分辨率的图像的所有分层特征以构建高分辨率的图像的网络结构。残差密集网络的网络架构示意图可以如图3所示,该网络架构包括四部分:1)浅层特征提取网络(SFENet),浅层特征提取网络由两个卷积层组成,用于提取图片的浅层特征;2)残差密集网络,残差密集网络由多个残差密集块(RDB)组成,用于提取图片的层级特征;3)密集特征融合网络(DFE),密集特征融合网络用于对通过残差密集网络提取得到的层级特征进行全局特征融合和全局残差学习,得到图片的全局特征;4)上采样网络(UPNet),上采样网络用于对图片的全局特征进行上采样和卷积操作,得到提高分辨率之后的图片。

以下具体介绍通过残差密集网络对第一图片进行处理,得到第二图片的过程。

一、基于残差密集网络的浅层特征提取网络进行卷积处理,得到第一图片对应的浅层特征图。

这里,浅层特征提取网络可以如图3所示,包括两个卷积层,基于残差密集网络的浅层特征提取网络进行卷积处理,得到第二图片对应的浅层特征图的方式为:通过第一卷积核对第一图片进行卷积处理,得到第一卷积特征图;通过第二卷积核对第二图片进行卷积处理,得到第二卷积特征图,将第二卷积特征图确定为第一图片对应的浅层特征图。其中,第一卷积核和第二卷积核分别为两个卷积层的卷积核,卷积核的物理意义为一个 $a \times a$ (如 1×1 、 3×3 等)的矩阵。

具体实现中,可以将第一图片量化,得到第一图片对应的像素矩阵,该像素矩阵为一个 $m \times n$ 的矩阵, $m \times n$ 等于第一图片的像素,该像素矩阵中的值为该第一图片中的亮度、色度等进行综合量化得到的量化值。例如,第一图片的像素为 1920×2040 的图片,则第一图片对应的像素矩阵为一个 1920×2040 的矩阵,矩阵中的值为该值所对应的像素的量化值。然后将第一图片的像素矩阵与第一卷积核对应的矩阵相乘,则得到第一卷积特征图对应的像素矩阵,再将第一卷积特征图对应的像素矩阵与第二卷积核对应的矩阵相乘,则得到第二卷积特征图对应的像素矩阵。

二、基于残差密集网络的残差密集网络对浅层特征卷积图进行卷积和线性修正处理,得到第一图片对应的多个残差密集特征图。

这里,残差密集网络可以如图3所示,包括多个残差密集块,残差密集块的结构示意图如图4所示,其中,一个残差密集块包括多个卷积层,每个卷积层用于对前几个卷积层输出的结果进行卷积计算,每个卷积层连接一个线性修正层,用于对与线性修正层连接的

卷积层输出的结果进行线性修正。

以下以残差密集网络包括 D 个残差密集块，每个残差密集块包括 $(C+1)$ 个卷积层对基于残差网络的残差密集网络对浅层特征卷积图进行卷积和线性修正处理，得到第一图片对应的残差密集特征图的过程进行介绍。

通过第 1 残差密集块内的卷积层对第一图片对应的浅层特征图进行卷积和线性修正处理，得到第 1 残差密集块对应的第 1 残差密集特征图；通过第 2 残差密集块内的卷积层对第 1 残差密集特征图进行卷积和线性修正处理，得到第 2 残差密集块对应的第 2 残差密集特征图；.....；通过第 D 残差密集块内的卷积层对第 $(D-1)$ 残差密集特征图进行卷积和线性修正处理，得到第 D 残差密集块对应的第 D 残差密集特征图。将第 1 残差密集特征图、第 2 残差密集特征图、.....、第 D 残差密集特征图确定为多个残差密集特征图。上述过程可以概括为：通过第 d 残差密集块内的卷积层对第 $(d-1)$ 残差密集特征图进行卷积和线性修正处理，得到第 d 残差密集块对应的第 d 残差密集特征图， d 为 1 至 D 中的每一个正整数，第 $(d-1)$ 残差密集特征图中的第 0 残差密集特征图为第一图片对应的浅层特征图；将第 d 残差密集特征图确定为第一图片对应的多个残差密集特征图。

其中，通过第 d 残差密集块内的卷积层对第 $(d-1)$ 残差密集特征图进行卷积和线性修正处理，得到第 d 残差密集块对应的第 d 残差密集特征图的具体过程为：通过第 d 残差密集块内的第 1 卷积核（第一层的卷积层的卷积核）对第 $(d-1)$ 残差密集特征图进行卷积处理，得到第 1 卷积核对应的卷积特征图，通过与第 1 卷积核对应的线性修正层对第 1 卷积核对应的卷积特征图进行线性修正处理，得到第 $d1$ 卷积特征图；通过第 d 残差密集块内的第 2 卷积核（第二层的卷积层的卷积核）对第 $d2$ 卷积特征图进行卷积处理，得到第 2 卷积核对应的卷积特征图，第 $d2$ 卷积特征图包括第 $(d-1)$ 卷积特征图和第 $d1$ 卷积特征图，通过第 2 卷积核对应的线性修正层对第 2 卷积核对应的卷积特征图进行线性修正处理，得到第 $d3$ 卷积特征图；通过第 d 残差密集块内的第 3 卷积核（第三层的卷积层的卷积核）对第 $d4$ 卷积特征图进行卷积处理，得到第 3 卷积核对应的卷积特征图，第 $d4$ 卷积特征图包括第 $(d-1)$ 残差密集特征图、第 $d1$ 卷积特征图和第 $d3$ 卷积特征图，通过与第 3 卷积核对应的线性修正层对第 3 卷积核对应的卷积特征图进行线性修正处理，得到第 $d5$ 卷积特征图；.....；通过第 d 残差密集块内的第 C 卷积核（第 C 层的卷积层的卷积核）对第 $d(2C-2)$ 卷积特征图进行卷积处理，得到第 C 卷积核对应的卷积特征图，第 $d(2C-2)$ 卷积特征图包括第 $(d-1)$ 残差密集特征图、第 $d1$ 卷积特征图、.....、第 $d(2C-3)$ 卷积特征图，通过第 C 卷积核对应的卷积特征图进行线性修正处理，得到第 $d(2C-1)$ 卷积特征图；通过第 d 残差密集块内的第 $(C+1)$ 卷积核（ $1*1$ 的卷积核）对第 $d2C$ 卷积特征图进行卷积处理，得到第 $d(2C+1)$ 卷积特征图，第 $d2C$ 卷积特征图包括第 $(d-1)$ 残差密集特征图、第 $d1$ 卷积特征图、.....、第 $d(2C-3)$ 卷积特征图、第 $d2C$ 卷积特征图；将第 $d(2C+1)$ 卷积特征图与第 $(d-1)$ 残差密集特征图进行融合处理，得到第 d 残差密集块对应的第 d 残差密集特征图。上述过程用公式可以表示为： $F_d = H_{RDB,d}(F_{d-1}) = H_{RDB,d}(H_{RDB,d-1}(\dots(H_{RDB,1}(F_0))\dots))$ ，其中， F_d 为第 d 个残差密集块的输出， F_0 为第二卷积特征图对应的像素矩阵， $H_{RDB,d}$ 为第 d 个 RDB 的运算。

三、基于残差密集网络的密集特征融合网络对多个局部特征图进行密集特征融合，得到第一图片对应的全局特征图，多个局部特征图包括浅层特征图和多个残差密集特征图。

这里，密集特征融合网络可以如图 3 所示，包括全局特征融合层和全局残差学习层。基于残差密集网络的密集特征融合网络对多个局部特征图进行密集特征融合，得到第一图片对应的全局特征图具体为：对多个局部特征图进行融合处理，得到第一全局卷积特征图；通过密集融合网络中的第 1 卷积核（ $1*1$ 的卷积核）对第一全局卷积特征图进行卷积处理，得到第二全局卷积特征图；对第一图片对应的浅层卷积特征图和第二全局卷积特征图进行残差学习，得到第一图片对应的全局特征图。

四、基于残差密集网络的上采样网络对全局特征图进行上采样和卷积处理，得到第二

图片。

这里，上采样网络可以如图 3 所示，包括上采样层和卷积层，具体实现中，可以通过邻插值、双线性插值、均值插值、中值插值等插值方式结合亚像素卷积神经网络对第一图片对应的全局特征图进行上采样，得到上采样特征图，然后利用最后一层卷积层对应的卷积核对上采样特征图进行卷积处理，得到第二图片对应的像素矩阵，根据第二图片对应的像素矩阵得到第二图片。

在上述四个步骤中，通过步骤一和步骤二提取得到图片的局部特征，再通过步骤三对图片的局部特征进行融合，得到全局特征，再通过残差学习，学习局部的特征，可以对图片的细节进行恢复，最后通过步骤四对图片进行恢复，得到尺寸为原图尺寸的图，由于通过前面步骤的特征提取和学习，恢复了图片的细节，因而恢复得到的尺寸为原尺寸的图相较于原图分辨率提高，即，第二图片的分辨率高于第一图片的分辨率。

S103，通过基于单点多盒检测算法的损伤检测模型对第二图片进行检测，得到第一信息，第一信息包括目标车辆的损伤部位在第二图片中的位置坐标。

本申请实施例中，SSD 是一种基于深度的 one-stage 框架下的目标学习算法，其通过在特征图上通过卷积核来预测位置框对应的类别和偏移量（位置框对应图中的哪一个位置）。基于 SSD 算法的损伤检测模型的示意图可以如图 5 所示，该损伤检测模型包括若干个卷积层，不同的卷积层对应不同尺寸的卷积核，通过不同尺寸的卷积核对图片进行卷积处理，可以得到不同尺寸的卷积特征图，不同尺寸的卷积核对应不同的多个先验框，通过利用卷积核对应的先验框对与卷积核对应的卷积图进行预测处理，可以得到多个预测框，根据该预测框对应的类别和置信度可以确定该预测框中的对象的位置和该对象的类别。

下面具体介绍通过基于 SSD 算法的损伤检测模型对第二图片进行检测，得到第一信息的过程。

一、基于损伤检测模型中的卷积层对第二图片进行卷积处理，得到多个尺寸不同的卷积特征图，每个卷积特征图包括多个卷积特征子图。

这里，损伤检测模型中的卷积网络结构可以如图 5 所示，将卷积层的作用按功能进行划分，可以将卷积层划分为一般卷积层和卷积特征层，其中，一般卷积层仅用于在损伤检测模型的卷积网络中对输入的图片进行卷积处理，如图 5 中除了标号为 f1、f2、f3、f4、f5 以及 f6 的卷积层之外的卷积层，卷积特征层为用于生成进行识别检测的卷积特征图的卷积层，如图 5 中标号为 f1、f2、f3、f4、f5 以及 f6 的卷积层。

本申请实施例中，多个尺寸不同的卷积特征图具体是指：通过损伤检测模型中的卷积特征层分别输出的结果所对应的卷积图，对该卷积图进行量化得到结果即为该输出的结果。其中，每个卷积特征层对应多个尺寸相同的卷积特征图，卷积特征层对应的尺寸越小，则卷积特征层对应的卷积特征图的数量越多。

例如，损伤检测模型中的卷积层如图 5 所示，则将图 5 中标号为 f1、f2、f3、f4、f5 以及 f6 的卷积层输出的结果所对应的卷积图作为多个尺寸不同的卷积特征图，那么，标号为 f1 的卷积层对应的卷积特征图的尺寸为 38*38，标号为 f1 的卷积层对应多个尺寸为 38*38 的卷积特征图，标号为 f2 的卷积层对应的卷积特征图的尺寸为 19*19，标号为 f3 的卷积层对应的卷积特征图的尺寸为 10*10，标号为 f4 的卷积层对应的卷积特征图的尺寸为 5*5，标号为 f5 的卷积层对应的卷积特征图的尺寸为 3*3，标号为 f6 的卷积层对应的卷积特征图的尺寸为 1*1；其中，尺寸为 38*38 的卷积特征图的数量少于尺寸为 19*19 的卷积特征图的数量，尺寸为 19*19 的卷积特征图的数量少于尺寸为 10*10 的卷积特征图的数量，尺寸为 10*10 的卷积特征图的数量少于尺寸为 5*5 的卷积特征图的数量……

具体实现中，可以将第二图片的尺寸调整为损伤检测模型对应的输入图片的尺寸（该尺寸可以是 300*300，也可以是 512*512），得到第三图片，第三图片的尺寸为损伤检测模型对应的输入图片的尺寸。然后将第三图片输入损伤检测模型的卷积网络中，将第三图片作为卷积网络中的第一个卷积层的输入，依次利用该卷积网络中的卷积层对应的卷积核对

上一个卷积层输出的结果进行卷积处理，然后将该卷积网络中的卷积特征层输出的结果所对应的卷积图确定为多个尺寸不同的卷积特征图。其中，利用卷积层对应的卷积核对上一个卷积层输出的结果进行卷积处理具体是指利用该卷积核对应的矩阵与上一个卷积层输出的结果相乘，利用卷积层对应的卷积核对上一个卷积层输出的结果进行卷积处理得到的结果为尺寸为该卷积层对应的尺寸的矩阵，该矩阵对应的图像即为该卷积层对应的卷积图。可选地，如果该卷积网络中的卷积层之后还连接有线性修正层，则在卷积层输出结果之后，还可以利用该线性修正层对卷积层输出的结果进行修正处理，然后将修正处理得到结果作为下一个卷积层的输入，然后将卷积特征层后连接的线性修正层输出的结果作为多个尺寸不同的卷积特征图。

下面通过举例来进行说明，例如，损伤检测模型的卷积网络包括 7 个卷积层，其中，卷积层 1 为卷积网络的第一个卷积层，卷积层 7 为卷积网络的最后一个卷积层。在 7 个卷积层中，卷积层 3、卷积层 4、卷积层 6 和卷积层 7 为卷积特征层。则在将第三图片输入卷积网络中后，利用卷积层 1 对应的卷积核对第三图片进行卷积处理，得到第一卷积图；利用卷积层 2 对应的卷积核对第一卷积图进行处理，得到第二卷积图；.....；利用卷积层 7 对第六卷积图进行处理，得到第七卷积特征图；然后将第三卷积图、第四卷积图、第六卷积图以及第七卷积图确定为卷积特征图。需说明的是，这里的举例仅用于说明利用卷积网络对第三图片进行卷积处理的过程，不对本申请实施例进行限制，在可选实施例中，卷积网络还可以包括更多的卷积层和更多的卷积特征层。

这里，卷积特征子图是指每个卷积特征图包含的特征单元，例如，卷积特征图的尺寸为 4×4 ，则卷积特征图可以如图 6 所示，卷积特征图一共包含 16 个特征单元，每个特征单元为卷积特征图中的一个单元格，编号分别为 1~16，即卷积特征图包含 16 个特征子图。

二、分别确定每个卷积特征图对应的目标卷积特征信息，目标卷积特征信息包括多个卷积特征子图中各个卷积特征子图对应的卷积特征信息。

这里，各个卷积特征子图对应的卷积特征信息是指：以卷积特征图对应的先验框作为预测框在该卷积特征图中以卷积特征子图为中心对应的内容。其中，不同的卷积特征图对应的先验框的尺寸和先验框的数量不同，一个卷积特征图可以对应多个尺寸不同的先验框。例如，卷积特征图如图 6 所示，则对于该卷积特征图中的卷积特征子图 11，该卷积特征子图 11 对应的卷积特征信息为图 6 中的三个尺寸不同的虚线框所对应的该卷积特征图的信息。

具体实现中，可以分别以各个卷积特征图对应的先验框作为预测框，分别确定各个卷积特征图中的各个卷积特征子图对应的预测框内的信息，将该预测框内的信息确定为该预测框对应的卷积特征子图的卷积特征信息，从而确定每个卷积特征图对应的目标卷积特征信息。

以一个卷积特征图为例，假设卷积特征图如图 6 所示，则确定卷积特征图对应的目标卷积特征信息可以为：以尺寸为 4×4 的卷积特征对应的先验框作为预测框，将预测框以特征单元 1 为中心，确定该预测框对应的信息，将该预测框对应的信息确定为特征单元 1 对应的卷积特征信息；将预测框以特征单元 2 为中心，确定该预测框对应的信息，将该框对应的信息确定为特征单元 1 对应的卷积特征信息；.....；将预测框以特征单元 16 为中心，确定该预测框对应的信息，将该预测框对应的信息确定为特征单元 16 对应的卷积特征信息；最后将特征单元 1~特征单元 16 对应的卷积特征信息确定为卷积特征图对应的目标卷积特征信息。

三、分别确定目标卷积特征信息中的各个卷积特征信息对应的位置坐标，将在第二图片中与各个卷积特征信息对应的位置坐标对应的区域确定为各个卷积特征信息对应的第一区域。

这里，卷积特征信息对应的位置坐标是指将卷积特征信息对应的预测框映射回第二图片时所对应的位置坐标，一个卷积特征信息对应四个位置坐标，这四个位置坐标分别对应

预测框的四个顶点，将预测框的四个顶点映射回原图所得到的四个点的坐标即为卷积特征信息对应的位置坐标。由于每一个卷积特征图均是由第二图片经过尺寸调整以及卷积处理而来，卷积特征图中的每个点与第二图片中的点或区域存在对应关系，根据该对应关系可确定预测框在第二图片中对应四个点的位置坐标，进而将该预测框在第二图片中对应的四个点的位置坐标确定为该预测框对应的卷积特征信息对应的位置坐标，将该位置坐标对应的点所形成的区域确定为卷积特征信息对应的第一区域。

举例来进行说明，例如，卷积特征信息对应的预测框如图 7 所示，预测框的四个顶点分别为 a_1 、 a_2 、 a_3 以及 a_4 ，该四个顶点映射回第二图片时分别对应点 b_1 、 b_2 、 b_3 以及 b_4 ， b_1 在第二图片中的位置坐标为 (b_{11}, b_{12}) ， b_2 在第二图片中的位置坐标为 (b_{21}, b_{22}) ， b_3 在第二图片中的位置坐标为 (b_{31}, b_{34}) ， b_4 在第二图片中的位置坐标为 (b_{41}, b_{44}) ，则将 b_1 的位置坐标 (b_{11}, b_{12}) 、 b_2 的位置坐标 (b_{21}, b_{22}) 、 b_3 的位置坐标 (b_{31}, b_{32}) 以及 b_4 的位置坐标 (b_{41}, b_{42}) 确定为卷积特征信息对应的位置坐标，将点 b_1 、 b_2 、 b_3 以及 b_4 所在第二图片中形成的区域确定为卷积特征信息对应的第一区域。

具体实现中，可以根据该卷积特征信息对应的卷积特征图与第二图片之间的映射关系确定各个卷积特征信息对应的位置坐标。

四、确定各个卷积特征信息对应的第一区域的置信度和第一区域对应的属性类别，并将置信度大于置信度阈值并且属性类别为损伤的第一区域确定为第二区域。

这里，确定各个卷积特征信息对应的第一区域的置信度和第一区域对应的属性类别具体为：分别确定各个卷积特征信息与损伤检测模型中的两种属性类别之间的匹配概率，损伤检测模型中的两种属性类别分别为背景和损伤；在各个卷积特征信息与损伤检测模型中的两种属性类别之间的匹配概率中确定最大匹配概率，并将最大匹配概率确定为各个卷积特征信息对应的第一区域的置信度，并将最大匹配概率对应的属性类别确定为第一区域对应的属性类别。

以一个卷积特征信息（即一个预测框内的信息）为例，可以分别计算该预测框内的信息与背景这一类别的图像的特征信息的匹配度，以及该预测框的信息与损伤这一类别的图像特征信息的匹配度，得到两个类别对应的匹配度，假设预测框内的信息与背景这一类别的图像的特征信息的匹配度为 0.3，预测框的信息与损伤这一类别的图像特征信息的匹配度为 0.5，那么可确定该卷积特征信息与损伤检测模型中的两种属性类别之间的匹配概率分别为 0.3 和 0.5。然后在卷积特征信息与损伤检测模型中的两种属性类别之间的匹配概率确定最大匹配概率，由于 0.5 大于 0.3，则确定最大匹配概率为 0.5。最后将最大匹配概率确定为各个卷积特征信息对应的第一区域的置信度，并将最大匹配概率对应的属性类别确定为第一区域对应的属性类别，即将 0.5 确定为卷积特征信息对应的第一区域的置信度，0.5 对应的类别为损伤，则将损伤确定为第一区域对应的属性类别。

具体实现中，可以基于损伤检测模型中的分类器对各个卷积特征信息与损伤检测模型中的两种属性类别之间的匹配概率进行计算。其中，可以通过损伤检测模型中的分类器计算各个卷积特征信息与分类器中的背景这一类别的图像的特征信息以及与损伤这一类别的图像的特征信息之间的匹配度，根据该匹配度确定各个卷积特征信息对应的图像为背景和各个卷积特征信息对应的图像为损伤的概率，将该概率确定为各个卷积特征信息与损伤检测模型中的两种属性类别之间的匹配概率。

这里，置信度阈值为一个预设的接近于 1 的值，其中，置信度阈值越大，说明该第二区域中的内容为损伤的可能性越大，具体实现中，可以将置信度阈值设置为 95%、98% 等值。

五、根据第二区域对应的位置坐标确定目标车辆的损伤部位在第二图片中的位置坐标。

这里，根据第二区域对应的位置坐标确定目标车辆的损伤部位在第二图片中的位置坐标有以下两种情况：

1、第二区域的数量为一个。在第二区域的数量为一个的情况下，将第二区域对应的位

置坐标确定为损伤部位在第二图片中的位置坐标。

2、第二区域的数量为多个。在第二区域的数量为多个的情况下，根据第二区域对应的位置坐标确定目标车辆的损伤部位在第二图片中的位置坐标的流程如图 8 所示，包括如下步骤：

S201，在第二区域中确定置信度最大的第二区域，将置信度最大的第二区域确定为第三区域。

例如，存在 5 个第二区域，5 个第二区域的置信度分别为 0.99、0.98、0.995、0.997 以及 0.999，则将置信度为 0.999 的第二区域确定为第三区域。

S202，计算第四区域与第三区域的区域交叉度，区域交叉度用于指示第四区域与第三区域在第二图片中的重合程度，第四区域为在第二区域中排除第三区域之后的第二区域。

这里，第四区域是指多个第二区域中去除第三区域之后所剩下的区域。例如，有 5 个第二区域，分别为第二区域 1，第二区域 2，第二区域 3，第二区域 4 以及第二区域 5，其中，第二区域 3 为第三区域，则将第二区域 1、第二区域 2、第二区域 4 以及第二区域 5 确定为第四区域。

本申请实施例中，区域交叉度又可以称之为交并比，计算第四区域与第三区域的区域交叉度具体是指计算第四区域与第三区域的重合程度。第四区域和第三区域的区域交叉度等于第四区域与第三区域的交集除以第四区域与第三区域的并集，用公式表达为： $IoU = [area(C) \cap area(D)] / [area(C) \cup area(D)]$ ， $area(C)$ 为第三区域， $area(D)$ 为第四区域。

具体实现中，可以根据第四区域的位置坐标和第三区域的位置坐标计算第四区域与第三区域的交并比。

S203，在第四区域中查找第五区域，第五区域与第三区域的 IoU 大于 IoU 阈值。

这里，IoU 阈值为一个评估两个区域之间的重合程度的临界点，IoU 阈值具体可以为 90%、95%，等等。当两个区域的 IoU 大于 IoU 阈值时，说明两个区域的重合程度较高。

在查找到第五区域的情况下，执行步骤 S204；在未查找到第五区域的情况下，执行步骤 S205。

S204，将第三区域确定为目标区域，并在第二区域中排除第三区域和第五区域。

S205，将第三区域确定为目标区域，并在第二区域中排除第三区域。

S206，判断第二区域的数量是否为多个。

在第二区域的数量为多个的情况下，执行步骤 S201；在第二区域的数量为一个的情况下，将第二区域确定为目标区域，执行步骤 S207。

S207，将目标区域对应的位置坐标确定为目标车辆的损伤部位在第二图片中的位置坐标。

通过上述步骤 S201~S207，可以将确定的第二区域中重合度较高的区域去除掉，从而可以保留下最可能为损伤部位所在的区域的第二区域。

S104，根据目标车辆的损伤部位在第二图片中的位置坐标在第二图片中标记出目标车辆的损伤部位所在的区域。

具体实现中，可以根据目标车辆的损伤部位在第二图片中的位置坐标在第二图片中将该位置坐标对应的点所形成的区域标记出来，即在第二图片中标记出第二区域。可选地，还可以在第二图片中标记出目标车辆的损伤部位所在的区域为损伤部位的概率，即在第二图片中标记出第二区域的置信度。

例如，第二图片为通过残差密集网络对图 3 所示的图片进行处理得到的图片，则在第二图片标记后得到的图片可以如图 10 所示。

本申请实施例中，在获取到包含有车辆的损伤部位的图片后，首先通过残差密集网络对图片进行处理，利用残差密集网络对图片的局部细节和整体细节进行了恢复，提高了图片的分辨率，再通过基于 SSD 的损伤检测模型对提高分辨率后的图片进行识别，由于提高

了图片的分辨率，因而可以提高识别的准确度，进而可以识别和定位出损伤类型较小的部位，提高了识别和定位的精度。

可选地，在利用上述损伤检测模型对图片进行检测，以确定损伤部位在图片中的位置坐标和区域之前，还可以将大量的图片作为训练样本对初始的损伤检测模型进行训练，以得到该损伤检测模型。其中，在训练基于 SSD 算法的损伤检测模型时，可以获取多个包含损伤部位的样本图片，然后利用样本图片对应的属性类别（指损伤和背景两种类别）和位置信息对各个样本数据进行数据标注，得到样本图片对应的标注图像，接着利用标注图像对单点多盒检测器算法的初始模型进行训练，待模型收敛并达到一定精度（指模型中的损失函数值小于损失阈值且精度大于精度阈值）时保存模型，该保存下来的模型就是基于 SSD 算法的目标检测检测模型。

进一步地，在确定了损伤部位在图片中所在的位置坐标之后，还可以对损伤部位的损伤类型进行识别。参见图 10，图 10 是本申请实施例提供的另一种基于深度学习的识别车辆损伤的方法的流程示意图，该方法可以实现在前述提到的车辆定损装置上。如图所示，该方法包括如下步骤：

S301，获取目标车辆对应的第一图片，目标车辆为待识别损伤的车辆，第一图片为包含目标车辆的损伤部位的图片。

S302，通过残差密集网络对第一图片进行处理，得到第二图片，第二图片的分辨率高于第一图片的分辨率。

S303，通过基于单点多盒检测算法的损伤检测模型对第二图片进行检测，得到第一信息，第一信息包括目标车辆的损伤部位在第二图片中的位置坐标。

本申请实施例中，步骤 S301~S303 的具体实现方式可参考步骤 S101~S103 的描述，此处不再赘述。

S304，根据目标车辆的损伤部位在第二图片中的位置坐标从第二图片中截取包含目标车辆的损伤部位的第三图片，第三图片的尺寸小于第二图片。

具体实现中，可以根据目标车辆的损伤部位在第二图片中的位置坐标将该位置坐标对应的点所形成的区域从第二图片中截取出来，该位置坐标对应的点所形成的区域即为第三图片。

S305，通过预先训练得到的损伤类型识别模型对第三图片进行识别，得到目标车辆的损伤部位的损伤类型。

本申请实施例中，损伤类型识别模型是指利用分类算法对样本数据进行训练得到的，可以根据输入的包含损伤部位的图片进行相关数据处理然后输出该图片中的损伤部位的损伤类型的分类模型。其中，损伤类型可以是指该损伤部位的损伤程度，例如损伤类型可以包括轻微损伤、中度损伤，严重损伤，等等。损伤类型也可以是指损伤部位的名称和损伤情况，例如损伤类型可以包括车辆外壳凹陷、车辆尾灯碎裂、车辆外壳掉漆，等等。

该损伤类型识别模型可以为基于 K 近邻算法的损伤类型识别模型、基于朴素贝叶斯算法的损伤类型识别模型、基于决策树算法的损伤类型识别模型、基于逻辑回归算法的损伤类型识别模型、基于支持向量机算法的损伤类型识别模型，等等，不限于这里的描述。

具体实现中，可以对第三图片进行特征提取，得到第三图片对应的特征数据，其中，可以通过卷积神经网络中的卷积层对第三图片进行深度的特征提取，得到第三图片对应的特征数据。然后将第三图片对应的特征数据作为该损伤类型识别模型的输入送入该损伤类型识别模型中，该损伤类型识别模型经过该分类算法对应的处理之后，输出该第三图片对应的损伤类型。损伤类型识别模型采用的分类算法不同，则损伤类型识别模型进行的处理所对应的逻辑不同。

本申请实施例以该损伤类型识别模型为基于 K 邻近算法的损伤类型识别模型为例具体介绍该损伤类型识别模型根据第三图片的特征数据确定目标车辆的损伤部位的损伤类型的具体处理过程：

首先,分别确定第三图片对应的各个特征数据与该损伤类型识别模型中的多个包含有损伤部位的图片的对应的各个特征数据之间的相似距离;然后,分别根据多个包含有损伤部位的图片的各个特征数据对应的相似距离分别确定该多个包含有损伤部位的图片的各个包含有损伤部位的图片与该第三图片的相似值;根据该相似值从该多个包含有损伤部位的图片中选择K个包含有损伤部位的图片,这K个包含有损伤部位的图片与第三图片的相似值大于该多个包含有损伤部位的图片中的其他图片;将K个包含有损伤部位的图片对应的损伤类型出现频率最高的损伤类型确定为该第三图片对应的损伤类型。

其中,相似距离可以为欧式距离、曼哈顿距离等用于计算两个特征数据之间的相似度的距离。根据特征数据的相似距离确定两个图片的相似值为:根据两个图片对应的各个特征数据之间的相似距离以及预设的特征数据加权公式确定两个图片的相似值,该特征数据加权公式为特征数据1的相似距离*加权系数1+特征数据2的相似距离*加权系数2+...+特征数据M的相似距离*加权系数M,M为第三图片的特征数据的数据维度,也即特征数据的个数。

举例来进行说明,假设第三图片的特征数据有10个,分别为特征数据1~10,特征数据加权公式中各个特征数据的加权系数均为1,损伤类型识别模型对应的多个包含有损伤部位的图片为300个,K为100,则确定第三图片对应的损伤类型的过程为:

1)计算第三图片与包含有损伤部位的图片1的相似值,计算第三图片的特征数据1与包含有损伤部位的图片1的特征数据1的相似距离1,计算第三图片的特征数据2与包含有损伤部位的图片1的特征数据2的相似距离2,...,计算第三图片的特征数据10与包含有损伤部位的图片1的特征数据10的相似距离10,根据特征数据加权公式计算第三图片与包含有损伤部位的图片1对应的相似值为:相似距离1+相似距离2+...+相似距离10。2)按照步骤1)的方式分别计算第三图片与包含有损伤部位的图片2,第包含有损伤部位的图片3,.....,包含有损伤部位的图片300的相似值。3)根据1)和2)的计算结果确定300个包含有损伤部位的图片中相似值较大的100个包含有损伤部位的图片。4)统计100个包含有损伤部位的图片对应的损伤类型,假设100个包含有损伤部位的图片对应的损伤类型分别为损伤类型1(15个),损伤类型2(20个),损伤类型3(30个),损伤类型4(45个)。5)将损伤类型中出现频率最高的损伤类型,即损伤类型4确定为第三图片对应的损伤类型。

应理解的是,上述过程仅用于对损伤类型识别模型根据第三图片的特征数据进行相关的处理进行解释,不对本申请实施例进行限制,在可选的实施方式中,损伤类型识别模型也可以按照其他的分类算法的处理逻辑根据特征数据确定第三图片对应的损伤类型。

S306,根据目标车辆的损伤部位在第二图片中的位置坐标在第二图片中标记出目标车辆的损伤部位所在的区域,并在第二图片中标记出目标车辆的损伤部位的损伤类型。

例如,第二图片为通过残差密集网络对图3所示的图片进行处理得到的图片,通过步骤S305识别得到的第二图片的损伤类型为轻微损伤,则在对第二图片标记后得到的图片可以如图11所示。

本申请实施例中,在识别定位到图片中的车辆的损伤部位后,通过进一步对该损伤部位所在的区域对应的图片进行识别,识别除了该损伤部位的损伤类型,自动完成了对该损伤部位的损伤类型的认定,可以帮助定损人员确定理赔费用。

参见图12,图12是本申请实施例提供的一种基于深度学习的识别车辆损伤的装置的组成结构示意图,该装置可以为上述前述提到的车辆定损装置或该车辆定损装置的一部分,该装置50包括:

图片获取模块501,用于获取目标车辆对应的第一图片,所述目标车辆为待识别损伤的车辆,所述第一图片为包含所述目标车辆的损伤部位的图片;

图片处理模块502,用于通过残差密集网络对所述第一图片进行处理,得到第二图片,所述第二图片的分辨率高于所述第一图片的分辨率;

图片检测模块503,用于通过基于单点多盒检测器算法的损伤检测模型对所述第二图

片进行检测,得到第一信息,所述第一信息包括所述损伤部位在所述第二图片中的位置坐标;

标记模块 504,用于根据所述位置坐标在所述第二图片中标记出所述损伤部位所在的区域。

在一种可能的设计中,所述图片处理模块 502 具体用于:

基于所述残差密集网络的浅层特征提取网络对所述第一图片进行卷积处理,得到所述第一图片对应的浅层特征图;

基于所述残差密集网络的残差密集网络对所述浅层特征卷积图进行卷积和线性修正处理,得到所述第一图片对应的多个残差密集特征图,所述残差密集网络包括多个残差密集块,所述多个残差密集特征图分别为所述多个残差密集块中的各个残差密集块对应的残差密集特征图;

基于所述残差密集网络的密集特征融合网络对多个局部特征图进行密集特征融合,得到所述第一图片对应的全局特征图,所述多个局部特征图包括所述浅层特征图和所述多个残差密集特征图;

基于所述残差密集网络的上采样网络对所述全局特征图进行上采样和卷积处理,得到第二图片。

在一种可能的设计中,所述图片处理模块 502 具体用于:

通过第 d 残差密集块内的卷积层对第 $(d-1)$ 残差密集特征图进行卷积和线性修正处理,得到所述第 d 残差密集块对应的第 d 残差密集特征图, d 为 1 至 D 中的每一个正整数, D 为所述多个残差密集块的个数,所述第 $(d-1)$ 残差密集特征图中的第 0 残差密集特征图为所述浅层特征卷积图;

将所述第 d 残差密集特征图确定为所述第一图片对应的多个残差密集特征图。

在一种可能的设计中,所述图片检测模块 503 具体用于:

基于所述损伤检测模型中的卷积层对所述第二图片进行卷积处理,得到多个尺寸不同的卷积特征图,每个卷积特征图包括多个卷积特征子图;

分别确定所述每个卷积特征图对应的目标卷积特征信息,所述目标卷积特征信息包括所述多个卷积特征子图中各个卷积特征子图对应的卷积特征信息;

分别确定所述目标卷积特征信息中的各个卷积特征信息对应的位置坐标,将在所述第二图片中与所述位置坐标对应的区域确定为所述各个卷积特征信息对应的第一区域;

确定各个卷积特征信息对应的第一区域的置信度和所述第一区域对应的属性类别,并将置信度大于置信度阈值并且属性类别为损伤的第一区域确定为第二区域;

根据所述第二区域对应的位置坐标确定所述损伤部位在所述第二图片中的位置坐标。

在一种可能的设计中,所述图片检测模块 503 具体用于:

分别确定所述各个卷积特征信息与所述损伤检测模型中的两种属性类别之间的匹配概率,所述两种属性类别分别为背景和损伤;

在所述各个卷积特征信息与所述损伤检测模型中的两种属性类别之间的匹配概率中确定最大匹配概率,并将所述最大匹配概率确定为所述各个卷积特征信息对应的第一区域的置信度,以及,将所述最大匹配概率对应的属性类别确定为所述第一区域对应的属性类别。

在一种可能的设计中,所述图片检测模块 503 具体用于:

在所述第二区域的数量为多个的情况下,在所述第二区域中确定置信度最大的第二区域,将所述置信度最大的区域确定为第三区域;

计算第四区域与第三区域的区域交叉度 IoU,所述第四区域为所述第二区域中排除所述第三区域之后的第二区域,所述 IoU 用于指示所述第四区域与所述第三区域在所述第二图片中的重合程度;

在所述第四区域中查找第五区域,所述第五区域与所述第三区域的 IoU 大于 IoU 阈值;

在查找到所述第五区域的情况下,将所述第三区域确定为目标区域,并在所述第二区

域中排除所述第三区域和所述第五区域之后，如果所述第二区域的数量仍为多个，则执行所述在所述第二区域中确定置信度最大的第二区域，将所述置信度最大的区域确定为第三区域的步骤；

在未查找到第五区域的情况下，将所述第三区域确定为目标区域，并在所述第二区域中排除所述第三区域之后，如果所述第二区域的数量仍为多个，则执行所述在所述第二区域中确定置信度最大的第二区域，将所述置信度最大的区域确定为第三区域的步骤；直到在所述第二区域中确定所有的目标区域；

在所述第二区域的数量为一个的情况下，将所述第二区域确定为目标区域；

将所述目标区域对应的位置坐标确定为所述损伤部位在所述第二图片中的位置坐标。

在一种可能的设计中，所述装置还包括：

图片截取模块 505，根据所述损伤部位在第二图片中的位置坐标从所述第二图片中截取包含所述损伤部位的第三图片，所述第三图片的尺寸小于所述第二图片。

损伤类型识别模块 506，用于通过预先训练得到的损伤类型识别模型对所述第三图片进行识别，得到所述损伤部位的损伤类型。

所述标记模块 504，还用于在所述第二图片中标记出所述损伤部位的损伤类型。

需要说明的是，图 12 对应的实施例未提及的内容可参见方法实施例的描述，这里不再赘述。

本申请实施例中，基于深度学习的识别车辆损伤的装置在获取到包含有车辆的损伤部位的图片后，首先通过残差密集网络对图片进行处理，利用残差密集网络对图片的局部细节和整体细节进行了恢复，提高了图片的分辨率，再通过基于 SSD 的损伤检测模型对提高分辨率后的图片进行识别，由于提高了图片的分辨率，因而可以提高识别的准确度，进而可以识别和定位出损伤类型较小的部位，提高了识别和定位的精度。

参见图 13，图 13 是本申请实施例提供的另一种基于深度学习的识别车辆损伤的装置的组成结构示意图，该装置可以为前述提到的车辆定损装置或该车辆定损装置的一部分，该装置 60 包括处理器 601、存储器 602 以及输入输出接口 603。处理器 601 连接到存储器 602 和输入输出接口 603，例如处理器 601 可以通过总线连接到存储器 602 和输入输出接口 603。

处理器 601 被配置为支持所述基于深度学习的识别车辆损伤的装置执行图 1-图 7 所述的基于深度学习的识别车辆损伤的方法中相应的功能。该处理器 601 可以是中央处理器（central processing unit, CPU），网络处理器（network processor, NP），硬件芯片或者其任意组合。上述硬件芯片可以是专用集成电路（application specific integrated circuit, ASIC），可编程逻辑器件（programmable logic device, PLD）或其组合。上述 PLD 可以是复杂可编程逻辑器件（complex programmable logic device, CPLD），现场可编程逻辑门阵列（field-programmable gate array, FPGA），通用阵列逻辑（generic array logic, GAL）或其任意组合。

存储器 602 用于存储程序代码等。存储器 602 可以包括易失性存储器（volatile memory, VM），例如随机存取存储器（random access memory, RAM）；存储器 602 也可以包括非易失性存储器（non-volatile memory, NVM），例如只读存储器（read-only memory, ROM），快闪存储器（flash memory），硬盘（hard disk drive, HDD）或固态硬盘（solid-state drive, SSD）；存储器 602 还可以包括上述种类的存储器的组合。本申请实施例中，存储器 602 用于残差密集网络、基于 SSD 算法的损伤检测模型、样本图片等。

所述输入输出接口 603 用于输入或输出数据。

处理器 601 可以调用所述程序代码以执行以下操作：

获取目标车辆对应的第一图片，所述目标车辆为待识别损伤的车辆，所述第一图片为包含所述目标车辆的损伤部位的图片；

通过残差密集网络对所述第一图片进行处理，得到第二图片，所述第二图片的分辨率

高于所述第一图片的分辨率；

通过基于单点多盒检测器算法的损伤检测模型对所述第二图片进行检测，得到第一信息，所述第一信息包括所述损伤部位在所述第二图片中的位置坐标；

根据所述位置坐标在所述第二图片中标记出所述损伤部位所在的区域。

需要说明的是，各个操作的实现还可以对应参照图 1-图 11 所示的方法实施例的相应描述；所述处理器 601 还可以与输入输出接口 603 配合执行上述方法实施例中的其他操作。

本申请实施例还提供一种计算机非易失性可读存储介质，所述计算机非易失性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，所述程序指令当被计算机执行时使所述计算机执行如前述实施例所述的方法，所述计算机可以为上述提到的基于深度学习的识别车辆损伤的装置的一部分。例如为上述的处理器 601。

本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程，是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成，所述的程序可存储于一计算机可读取存储介质中，该程序在执行时，可包括如上述各方法的实施例的流程。其中，所述的存储介质可为磁碟、光盘、ROM 或 RAM 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，可轻易想到变化或替换，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所述权利要求的保护范围为准。

权利要求

1、一种基于深度学习的识别车辆损伤的方法，其特征在于，包括：

获取目标车辆对应的第一图片，所述目标车辆为待识别损伤的车辆，所述第一图片为包含所述目标车辆的损伤部位的图片；

通过残差密集网络对所述第一图片进行处理，得到第二图片，所述第二图片的分辨率高于所述第一图片的分辨率；

通过基于单点多盒检测器算法的损伤检测模型对所述第二图片进行检测，得到第一信息，所述第一信息包括所述损伤部位在所述第二图片中的位置坐标；

根据所述位置坐标在所述第二图片中标记出所述损伤部位所在的区域。

2、根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述通过残差密集网络对所述第一图片进行处理，得到第二图片，包括：

基于所述残差密集网络的浅层特征提取网络对所述第一图片进行卷积处理，得到所述第一图片对应的浅层特征图；

基于所述残差密集网络的残差密集网络对所述浅层特征卷积图进行卷积和线性修正处理，得到所述第一图片对应的多个残差密集特征图，所述残差密集网络包括多个残差密集块，所述多个残差密集特征图分别为所述多个残差密集块中的各个残差密集块对应的残差密集特征图；

基于所述残差密集网络的密集特征融合网络对多个局部特征图进行密集特征融合，得到所述第一图片对应的全局特征图，所述多个局部特征图包括所述浅层特征图和所述多个残差密集特征图；

基于所述残差密集网络的上采样网络对所述全局特征图进行上采样和卷积处理，得到第二图片。

3、根据权利要求2所述的方法，其特征在于，所述基于所述残差密集网络的残差密集网络对所述浅层特征卷积图进行卷积和线性修正处理，得到所述第一图片对应的多个残差密集特征图，包括：

通过第d残差密集块内的卷积层对第(d-1)残差密集特征图进行卷积和线性修正处理，得到所述第d残差密集块对应的第d残差密集特征图，d为1至D中的每一个正整数，D为所述多个残差密集块的个数，所述第(d-1)残差密集特征图中的第0残差密集特征图为所述浅层特征卷积图；

将所述第d残差密集特征图确定为所述第一图片对应的多个残差密集特征图。

4、根据权利要求1-3任意一项所述的方法，其特征在于，所述通过基于单点多盒检测器算法的损伤检测模型对所述第二图片进行检测，得到第一信息，包括：

基于所述损伤检测模型中的卷积层对所述第二图片进行卷积处理，得到多个尺寸不同的卷积特征图，每个卷积特征图包括多个卷积特征子图；

分别确定所述每个卷积特征图对应的目标卷积特征信息，所述目标卷积特征信息包括所述多个卷积特征子图中各个卷积特征子图对应的卷积特征信息；

分别确定所述目标卷积特征信息中的各个卷积特征信息对应的位置坐标，将在所述第二图片中与所述位置坐标对应的区域确定为所述各个卷积特征信息对应的第一区域；

确定各个卷积特征信息对应的第一区域的置信度和所述第一区域对应的属性类别，并将置信度大于置信度阈值并且属性类别为损伤的第一区域确定为第二区域；

根据所述第二区域对应的位置坐标确定所述损伤部位在所述第二图片中的位置坐标。

5、根据权利要求4所述的方法，其特征在于，所述确定各个卷积特征信息对应的第一区域的置信度和所述第一区域对应的属性类别，包括：

分别确定所述各个卷积特征信息与所述损伤检测模型中的两种属性类别之间的匹配概率，所述两种属性类别分别为背景和损伤；

在所述各个卷积特征信息与所述损伤检测模型中的两种属性类别之间的匹配概率中确定最大匹配概率，并将所述最大匹配概率确定为所述各个卷积特征信息对应的第一区域的置信度，以及，将所述最大匹配概率对应的属性类别确定为所述第一区域对应的属性类别。

6、根据权利要求4所述的方法，其特征在于，所述根据所述第二区域对应的位置坐标确定所述损伤部位在所述第二图片中的位置坐标，包括：

在所述第二区域的数量为多个的情况下，在所述第二区域中确定置信度最大的第二区域，将所述置信度最大的区域确定为第三区域；

计算第四区域与第三区域的区域交叉度IoU，所述第四区域为所述第二区域中排除所述第三区域之后的第二区域，所述IoU用于指示所述第四区域与所述第三区域在所述第二图片中的重合程度；

在所述第四区域中查找第五区域，所述第五区域与所述第三区域的IoU大于IoU阈值；

在查找到所述第五区域的情况下，将所述第三区域确定为目标区域，并在所述第二区域中排除所述第三区域和所述第五区域之后，如果所述第二区域的数量仍为多个，则执行所述在所述第二区域中确定置信度最大的第二区域，将所述置信度最大的区域确定为第三区域的步骤；

在未查找到第五区域的情况下，将所述第三区域确定为目标区域，并在所述第二区域中排除所述第三区域之后，如果所述第二区域的数量仍为多个，则执行所述在所述第二区域中确定置信度最大的第二区域，将所述置信度最大的区域确定为第三区域的步骤；

在所述第二区域的数量为一个的情况下，将所述第二区域确定为目标区域；

将所述目标区域对应的位置坐标确定为所述损伤部位在所述第二图片中的位置坐标。

7、根据权利要求1-6任意一项所述的方法，其特征在于，所述通过基于单点多盒检测器算法的损伤检测模型对所述第二图片进行检测，得到第一信息之后，还包括：

根据所述损伤部位在所述第二图片中的位置坐标从所述第二图片中截取包含所述损伤部位的第三图片，所述第三图片的尺寸小于第二图片；

通过预先训练得到的损伤类型识别模型对所述第三图片进行识别，得到所述损伤部位的损伤类型；

所述据所述位置坐标在所述第二图片中标记出所述损伤部位所在的区域包括：

根据所述位置坐标在所述第二图片中标记出所述损伤部位所在的区域，并在所述第二图片标记出所述损伤部位的损伤类型。

8、根据权利要求1-7任意一项所述的方法，其特征在于，所述方法还包括：

获取多个包含损伤部位的样本图片，以及所述样本图片各自的属性类别和对应的位置信息；

分别根据各个所述样本图片的属性类别和对应的位置信息，对各个所述样本图片进行数据标注，得到所述样本图片各自对应的标注图像；

将所述标注图像输入预设的基于单点多盒检测器算法的初始模型，训练得到所述基于单点多盒检测器算法的损伤检测模型。

9、一种基于深度学习的识别车辆损伤的装置，其特征在于，包括：

图片获取模块，用于获取目标车辆对应的第一图片，所述目标车辆为待识别损伤的车辆，所述第一图片为包含所述目标车辆的损伤部位的图片；

图片处理模块，用于通过残差密集网络对所述第一图片进行处理，得到第二图片，所述第二图片的分辨率高于所述第一图片的分辨率；

图片检测模块，用于通过基于单点多盒检测器算法的损伤检测模型对所述第二图片进行检测，得到第一信息，所述第一信息包括所述损伤部位在所述第二图片中的位置坐标；

标记模块，用于根据所述位置坐标在所述第二图片中标记出所述损伤部位所在的区域。

10、根据权利要求9所述的装置，其特征在于，所述图片处理模块具体用于：

基于所述残差密集网络的浅层特征提取网络对所述第一图片进行卷积处理，得到所述

第一图片对应的浅层特征图；

基于所述残差密集网络的残差密集网络对所述浅层特征卷积图进行卷积和线性修正处理，得到所述第一图片对应的多个残差密集特征图，所述残差密集网络包括多个残差密集块，所述多个残差密集特征图分别为所述多个残差密集块中的各个残差密集块对应的残差密集特征图；

基于所述残差密集网络的密集特征融合网络对多个局部特征图进行密集特征融合，得到所述第一图片对应的全局特征图，所述多个局部特征图包括所述浅层特征图和所述多个残差密集特征图；

基于所述残差密集网络的上采样网络对所述全局特征图进行上采样和卷积处理，得到第二图片。

11、根据权利要求 10 所述的装置，其特征在于，所述图片处理模块具体用于：

通过第 d 残差密集块内的卷积层对第 $(d-1)$ 残差密集特征图进行卷积和线性修正处理，得到所述第 d 残差密集块对应的第 d 残差密集特征图， d 为 1 至 D 中的每一个正整数， D 为所述多个残差密集块的个数，所述第 $(d-1)$ 残差密集特征图中的第 0 残差密集特征图为所述浅层特征卷积图；

将所述第 d 残差密集特征图确定为所述第一图片对应的多个残差密集特征图。

12、根据权利要求 9-11 任意一项所述的装置，其特征在于，所述图片检测模块具体用于：

基于所述损伤检测模型中的卷积层对所述第二图片进行卷积处理，得到多个尺寸不同的卷积特征图，每个卷积特征图包括多个卷积特征子图；

分别确定所述每个卷积特征图对应的目标卷积特征信息，所述目标卷积特征信息包括所述多个卷积特征子图中各个卷积特征子图对应的卷积特征信息；

分别确定所述目标卷积特征信息中的各个卷积特征信息对应的位置坐标，将在所述第二图片中与所述位置坐标对应的区域确定为所述各个卷积特征信息对应的第一区域；

确定各个卷积特征信息对应的第一区域的置信度和所述第一区域对应的属性类别，并将置信度大于置信度阈值并且属性类别为损伤的第一区域确定为第二区域；

根据所述第二区域对应的位置坐标确定所述损伤部位在所述第二图片中的位置坐标。

13、根据权利要求 12 所述的装置，其特征在于，所述图片检测模块具体用于：

分别确定所述各个卷积特征信息与所述损伤检测模型中的两种属性类别之间的匹配概率，所述两种属性类别分别为背景和损伤；

在所述各个卷积特征信息与所述损伤检测模型中的两种属性类别之间的匹配概率中确定最大匹配概率，并将所述最大匹配概率确定为所述各个卷积特征信息对应的第一区域的置信度，以及，将所述最大匹配概率对应的属性类别确定为所述第一区域对应的属性类别。

14、根据权利要求 12 所述的装置，其特征在于，所述图片检测模块具体用于：

在所述第二区域的数量为多个的情况下，在所述第二区域中确定置信度最大的第二区域，将所述置信度最大的区域确定为第三区域；

计算第四区域与第三区域的区域交叉度 IoU，所述第四区域为所述第二区域中排除所述第三区域之后的第二区域，所述 IoU 用于指示所述第四区域与所述第三区域在所述第二图片中的重合程度；

在所述第四区域中查找第五区域，所述第五区域与所述第三区域的 IoU 大于 IoU 阈值；

在查找到所述第五区域的情况下，将所述第三区域确定为目标区域，并在所述第二区域中排除所述第三区域和所述第五区域之后，如果所述第二区域的数量仍为多个，则执行所述在所述第二区域中确定置信度最大的第二区域，将所述置信度最大的区域确定为第三区域的步骤；

在未查找到第五区域的情况下，将所述第三区域确定为目标区域，并在所述第二区域中排除所述第三区域之后，如果所述第二区域的数量仍为多个，则执行所述在所述第二区

域中确定置信度最大的第二区域，将所述置信度最大的区域确定为第三区域的步骤；直到在所述第二区域中确定所有的目标区域；

在所述第二区域的数量为一个的情况下，将所述第二区域确定为目标区域；

将所述目标区域对应的位置坐标确定为所述损伤部位在所述第二图片中的位置坐标。

15、根据权利要求 9-14 任意一项所述的装置，其特征在于，所述装置还包括：

图片截取模块，根据所述损伤部位在第二图片中的位置坐标从所述第二图片中截取包含所述损伤部位的第三图片，所述第三图片的尺寸小于所述第二图片。

损伤类型识别模块，用于通过预先训练得到的损伤类型识别模型对所述第三图片进行识别，得到所述损伤部位的损伤类型；

所述标记模块，还用于在所述第二图片中标记出所述损伤部位的损伤类型。

16、一种基于深度学习的识别车辆损伤的装置，其特征在于，包括处理器、存储器以及通信接口，所述处理器、存储器和通信接口相互连接，其中，所述通信接口用于接收和发送数据，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，执行：

获取目标车辆对应的第一图片，所述目标车辆为待识别损伤的车辆，所述第一图片为包含所述目标车辆的损伤部位的图片；

通过残差密集网络对所述第一图片进行处理，得到第二图片，所述第二图片的分辨率高于所述第一图片的分辨率；

通过基于单点多盒检测器算法的损伤检测模型对所述第二图片进行检测，得到第一信息，所述第一信息包括所述损伤部位在所述第二图片中的位置坐标；

根据所述位置坐标在所述第二图片中标记出所述损伤部位所在的区域。

17、根据权利要求 16 所述的装置，其特征在于，所述处理器具体用于：

通过第 d 残差密集块内的卷积层对第 $(d-1)$ 残差密集特征图进行卷积和线性修正处理，得到所述第 d 残差密集块对应的第 d 残差密集特征图， d 为 1 至 D 中的每一个正整数， D 为所述多个残差密集块的个数，所述第 $(d-1)$ 残差密集特征图中的第 0 残差密集特征图为所述浅层特征卷积图；

将所述第 d 残差密集特征图确定为所述第一图片对应的多个残差密集特征图。

18、根据权利要求 16-17 任意一项所述的装置，其特征在于，所述处理器具体用于：

基于所述损伤检测模型中的卷积层对所述第二图片进行卷积处理，得到多个尺寸不同的卷积特征图，每个卷积特征图包括多个卷积特征子图；

分别确定所述每个卷积特征图对应的目标卷积特征信息，所述目标卷积特征信息包括所述多个卷积特征子图中各个卷积特征子图对应的卷积特征信息；

分别确定所述目标卷积特征信息中的各个卷积特征信息对应的位置坐标，将在所述第二图片中与所述位置坐标对应的区域确定为所述各个卷积特征信息对应的第一区域；

确定各个卷积特征信息对应的第一区域的置信度和所述第一区域对应的属性类别，并将置信度大于置信度阈值并且属性类别为损伤的第一区域确定为第二区域；

根据所述第二区域对应的位置坐标确定所述损伤部位在所述第二图片中的位置坐标。

19、根据权利要求 18 所述的装置，其特征在于，所述处理器具体用于：

分别确定所述各个卷积特征信息与所述损伤检测模型中的两种属性类别之间的匹配概率，所述两种属性类别分别为背景和损伤；

在所述各个卷积特征信息与所述损伤检测模型中的两种属性类别之间的匹配概率中确定最大匹配概率，并将所述最大匹配概率确定为所述各个卷积特征信息对应的第一区域的置信度，以及，将所述最大匹配概率对应的属性类别确定为所述第一区域对应的属性类别。

20、一种计算机非易失性可读存储介质，其特征在于，所述计算机非易失性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 1-8 任一项所述的方法。

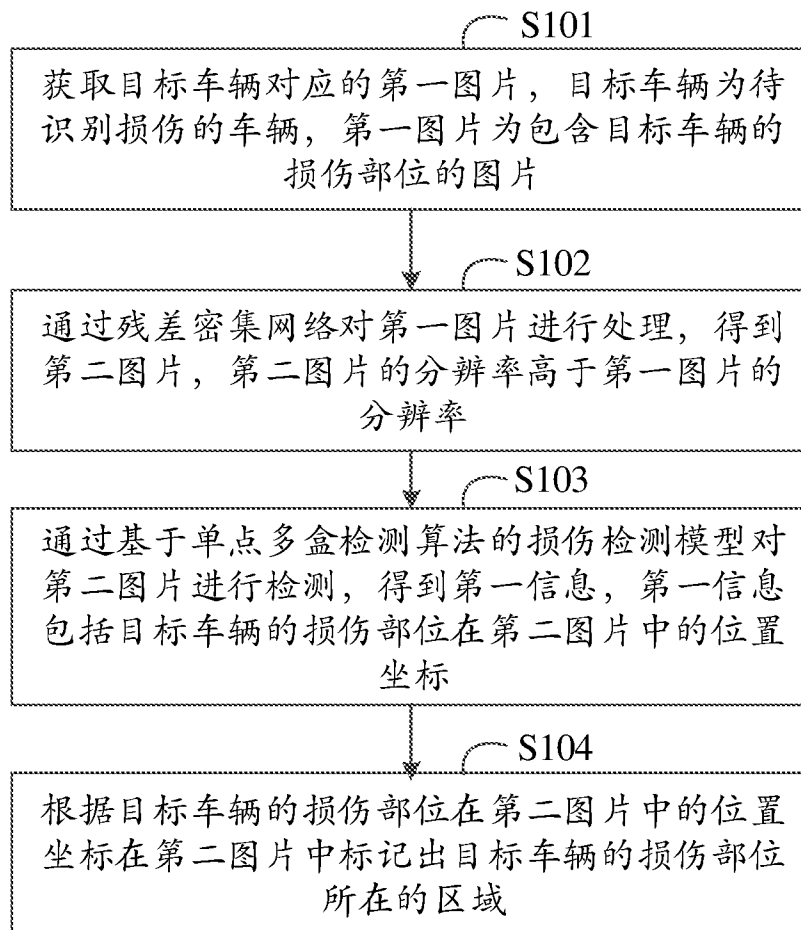


图 1

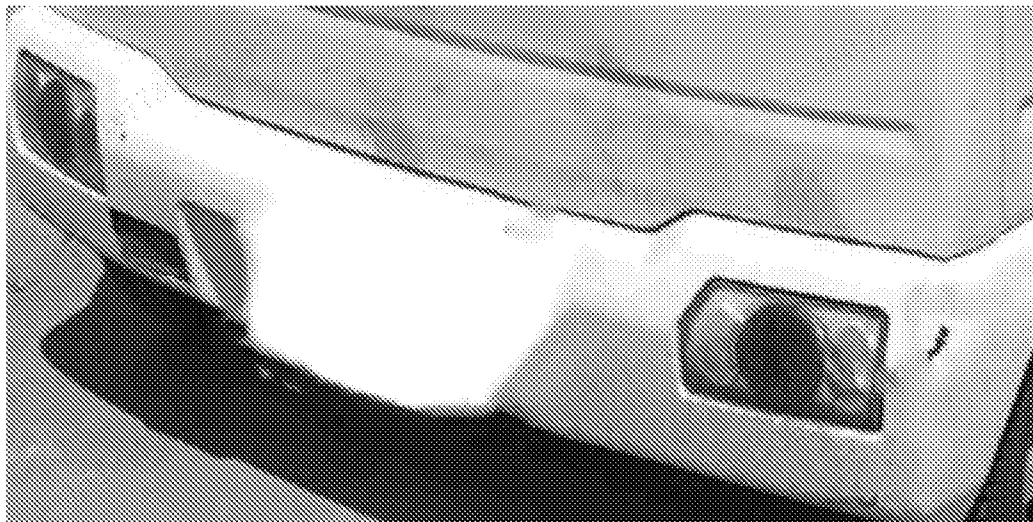


图 2

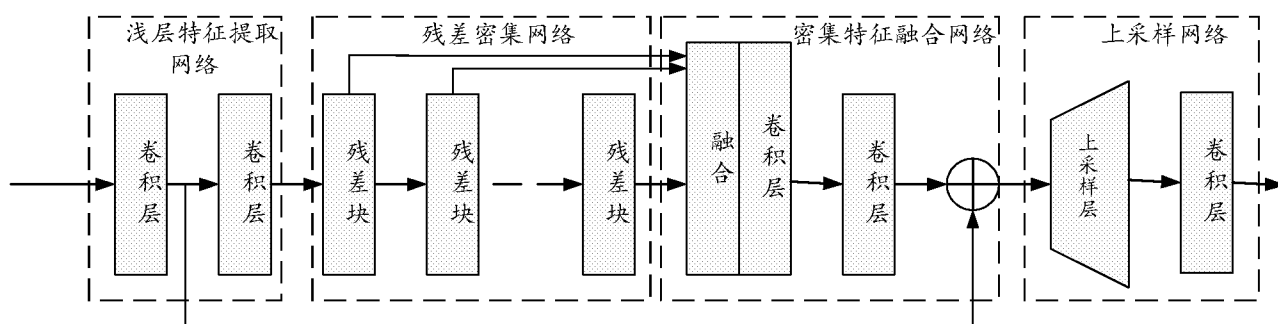


图 3

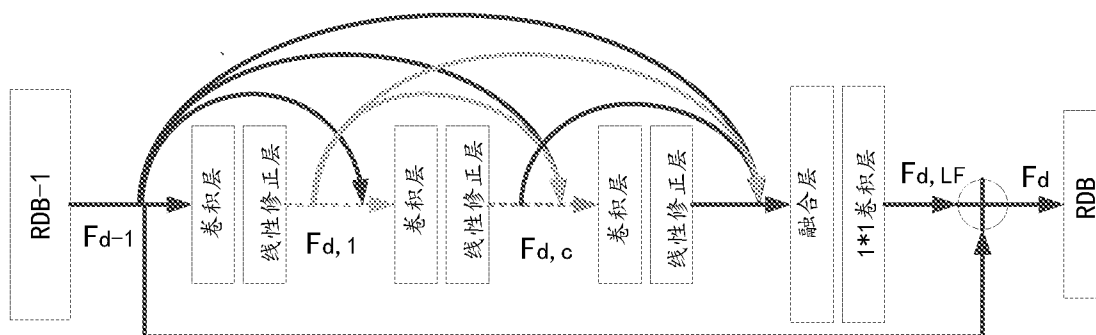


图 4

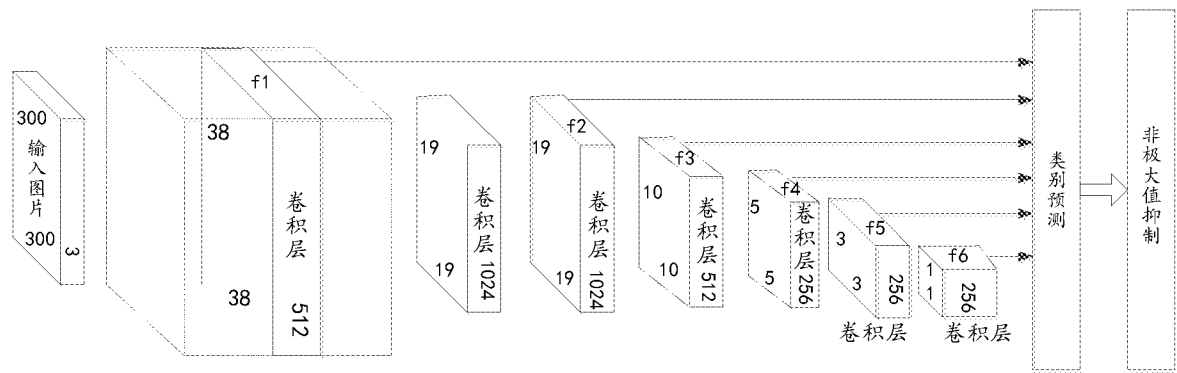


图 5

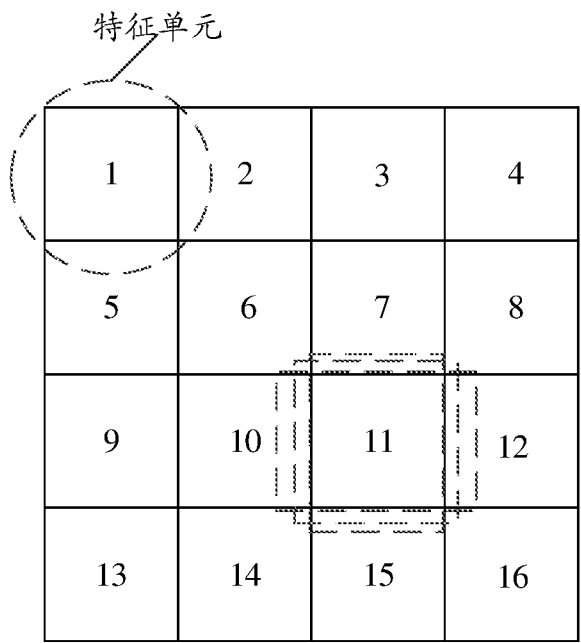


图 6

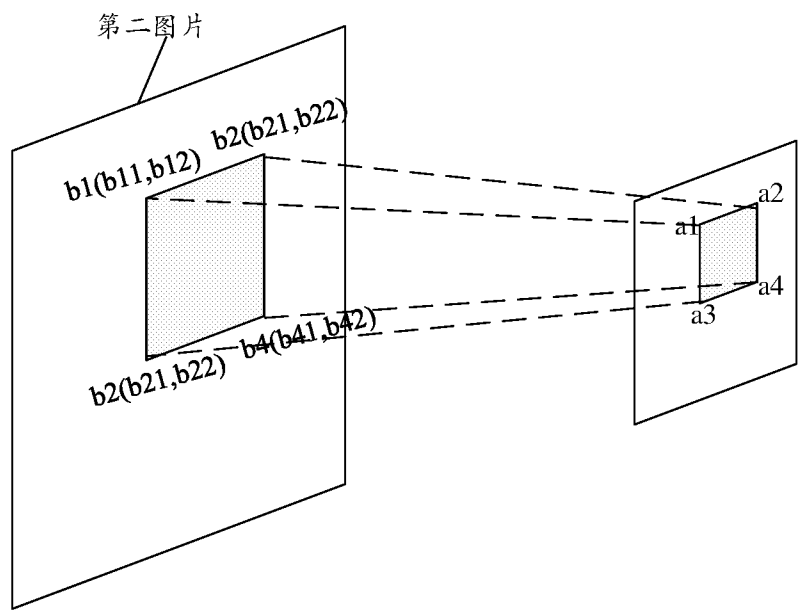


图 7

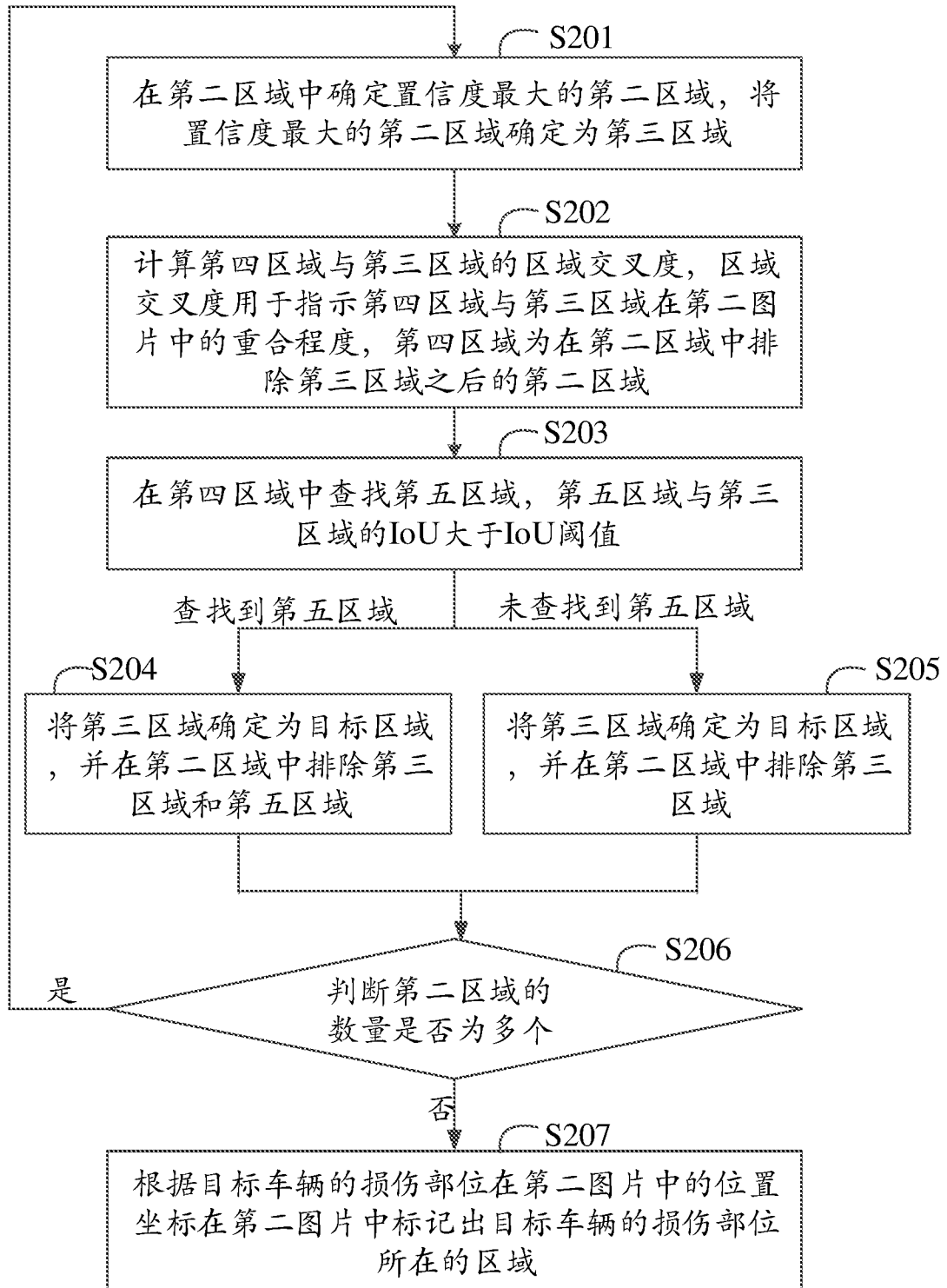


图 8



图 9

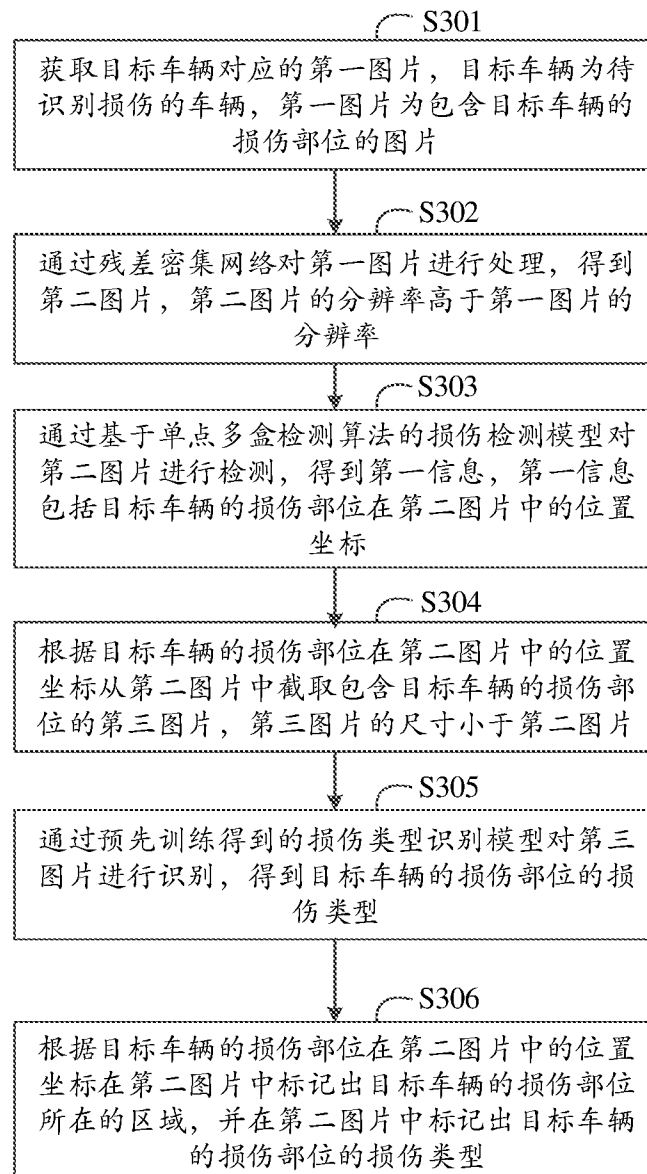


图 10

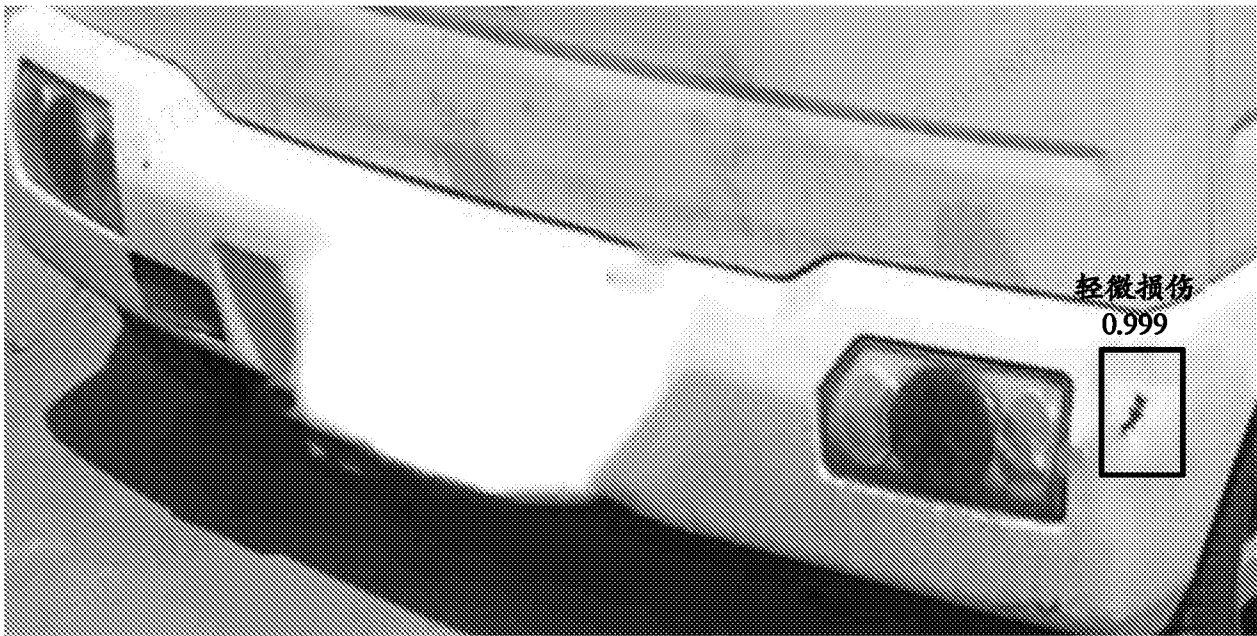


图 11

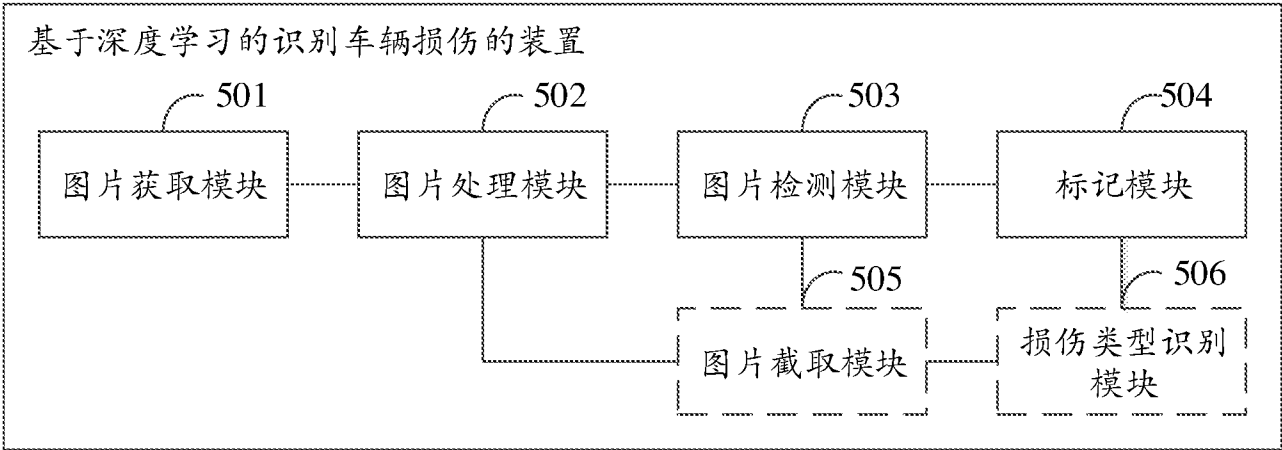


图 12

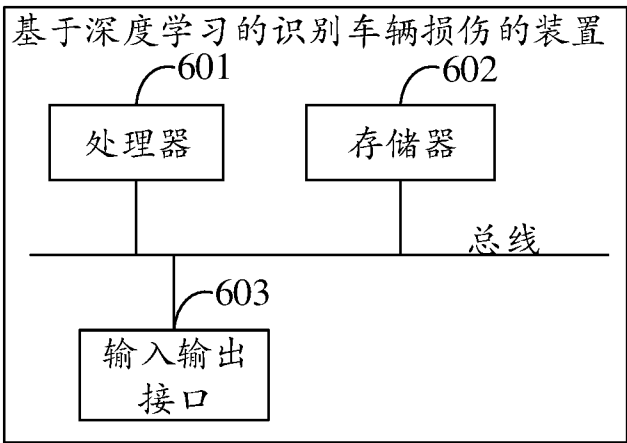


图 13

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2019/088801

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

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)

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)

CNTXT; CNABS; CNKI; WOTXT; USTXT; VEN; EPTXT: 图片, 图像, 照片, 分辨率, 残差, 车, 损伤, 单点多盒, 检测, 区域, 位置, picture, image, photograph, resolution, residual, vehicle, loss, SingleShot Multi Box, detect, location, position

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	CN 107358596 A (ALIBABA GROUP HOLDING LIMITED) 17 November 2017 (2017-11-17) description, paragraphs 4-40 and 59-181, and figures 1-13	1-20
Y	CN 102405638 A (FUJIFILM CORPORATION) 04 April 2012 (2012-04-04) description, paragraphs 104-106, 264, and 265	1-20
Y	CN 108961157 A (OPPO GUANGDONG MOBILE COMMUNICATION CO., LTD.) 07 December 2018 (2018-12-07) description, paragraphs 42-50 and 84-112	1-20
A	CN 107665353 A (PING AN TECHNOLOGY (SHENZHEN) CO., LTD.) 06 February 2018 (2018-02-06) entire document	1-20
A	US 2018082379 A1 (ALLSTATE INSURANCE COMPANY) 22 March 2018 (2018-03-22) 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

27 September 2019

Date of mailing of the international search report

11 October 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
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2019/088801

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	107358596	A	17 November 2017	TW	201837786	A	16 October 2018
				KR	20190069457	A	19 June 2019
				US	2019213563	A1	11 July 2019
				WO	2018191437	A1	18 October 2018
				WO	2018191435	A1	18 October 2018
				US	2018293552	A1	11 October 2018
				EP	3520045	A1	07 August 2019
				SG	11201903904	A1	30 May 2019
				HK	1246477	A0	07 September 2018
CN	102405638	A	04 April 2012	CN	102405638	B	22 July 2015
				US	8599209	B2	03 December 2013
				JP	5684488	B2	11 March 2015
				WO	2010122727	A1	28 October 2010
				EP	2424220	A1	29 February 2012
				US	2012032960	A1	09 February 2012
				EP	2424220	A4	11 June 2014
				JP	2010273328	A	02 December 2010
CN	108961157	A	07 December 2018	None			
CN	107665353	A	06 February 2018	WO	2019051941	A1	21 March 2019
US	2018082379	A1	22 March 2018	None			

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2019/088801

A. 主题的分类 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) 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)) CNTXT; CNABS; CNKI; WOTXT; USTXT; VEN; EPTXT; 图片, 图像, 照片, 分辨率, 残差, 车, 损伤, 单点多盒, 检测, 区域, 位置, picture, image, photograph, resolution, residual, vehicle, loss, SingleShot Multi Box, detect, location, position																				
C. 相关文件 <table border="1"> <thead> <tr> <th>类 型*</th> <th>引用文件, 必要时, 指明相关段落</th> <th>相关的权利要求</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Y</td> <td>CN 107358596 A (阿里巴巴集团控股有限公司) 2017年 11月 17日 (2017 - 11 - 17) 说明书第4-40、59-181段, 图1-13</td> <td>1-20</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>CN 102405638 A (富士胶片株式会社) 2012年 4月 4日 (2012 - 04 - 04) 说明书第104-106、264-265段</td> <td>1-20</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>CN 108961157 A (OPPO广东移动通信有限公司) 2018年 12月 7日 (2018 - 12 - 07) 说明书第42-50、84-112段</td> <td>1-20</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 107665353 A (平安科技深圳有限公司) 2018年 2月 6日 (2018 - 02 - 06) 全文</td> <td>1-20</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>US 2018082379 A1 (ALLSTATE INSURANCE COMPANY) 2018年 3月 22日 (2018 - 03 - 22) 全文</td> <td>1-20</td> </tr> </tbody> </table>			类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求	Y	CN 107358596 A (阿里巴巴集团控股有限公司) 2017年 11月 17日 (2017 - 11 - 17) 说明书第4-40、59-181段, 图1-13	1-20	Y	CN 102405638 A (富士胶片株式会社) 2012年 4月 4日 (2012 - 04 - 04) 说明书第104-106、264-265段	1-20	Y	CN 108961157 A (OPPO广东移动通信有限公司) 2018年 12月 7日 (2018 - 12 - 07) 说明书第42-50、84-112段	1-20	A	CN 107665353 A (平安科技深圳有限公司) 2018年 2月 6日 (2018 - 02 - 06) 全文	1-20	A	US 2018082379 A1 (ALLSTATE INSURANCE COMPANY) 2018年 3月 22日 (2018 - 03 - 22) 全文	1-20
类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求																		
Y	CN 107358596 A (阿里巴巴集团控股有限公司) 2017年 11月 17日 (2017 - 11 - 17) 说明书第4-40、59-181段, 图1-13	1-20																		
Y	CN 102405638 A (富士胶片株式会社) 2012年 4月 4日 (2012 - 04 - 04) 说明书第104-106、264-265段	1-20																		
Y	CN 108961157 A (OPPO广东移动通信有限公司) 2018年 12月 7日 (2018 - 12 - 07) 说明书第42-50、84-112段	1-20																		
A	CN 107665353 A (平安科技深圳有限公司) 2018年 2月 6日 (2018 - 02 - 06) 全文	1-20																		
A	US 2018082379 A1 (ALLSTATE INSURANCE COMPANY) 2018年 3月 22日 (2018 - 03 - 22) 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 2019年 9月 27日		国际检索报告邮寄日期 2019年 10月 11日																		
ISA/CN的名称和邮寄地址 中国国家知识产权局 (ISA/CN) 中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088 传真号 (86-10)62019451		受权官员 刘细金 电话号码 86-(20)-28950395																		

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2019/088801

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	107358596	A	2017年 11月 17日	TW	201837786	A	2018年 10月 16日
				KR	20190069457	A	2019年 6月 19日
				US	2019213563	A1	2019年 7月 11日
				WO	2018191437	A1	2018年 10月 18日
				WO	2018191435	A1	2018年 10月 18日
				US	2018293552	A1	2018年 10月 11日
				EP	3520045	A1	2019年 8月 7日
				SG	11201903904	A1	2019年 5月 30日
				HK	1246477	A0	2018年 9月 7日
CN	102405638	A	2012年 4月 4日	CN	102405638	B	2015年 7月 22日
				US	8599209	B2	2013年 12月 3日
				JP	5684488	B2	2015年 3月 11日
				WO	2010122727	A1	2010年 10月 28日
				EP	2424220	A1	2012年 2月 29日
				US	2012032960	A1	2012年 2月 9日
				EP	2424220	A4	2014年 6月 11日
				JP	2010273328	A	2010年 12月 2日
CN	108961157	A	2018年 12月 7日	无			
CN	107665353	A	2018年 2月 6日	WO	2019051941	A1	2019年 3月 21日
US	2018082379	A1	2018年 3月 22日	无			