

道路病害检测方法、装置、设备及介质

技术领域

本发明涉及道路工程技术领域，尤其涉及一种道路病害检测方法、装置、设备及介质。

背景技术

在计算机视觉领域，深度学习的研究最初主要集中在卷积神经网络(CNN)。随着技术的发展和任务需求的增加，研究人员在 CNN 的基础上提出了目标检测算法，以实现对图像中特定目标的识别和定位。每张图像可能包含不同类型和不同大小的待检测目标，目标检测算法的目标是尽可能准确地输出所有待检测目标的类型和精确位置信息。在计算机视觉领域，图像分割和姿态检测等研究任务都是基于目标检测研究的延伸和拓展。

在沥青路面隐藏病害的智能定位算法研究中，采用基于区域卷积神经网络的目标检测模型能够实现对道路雷达图像中隐藏病害的有效定位。然而，该模型对病害的定位精度仍有提升的空间。同时，在优化基础目标检测模型的实验中，发现模型在定位小目标病害方面存在困难，这严重限制了模型定位效果的提升。

因此，现有技术中在对道路进行病害检测的过程中，存在病害检测结果的可靠度低的问题。

发明内容

有鉴于此，有必要提供一种道路病害检测方法、装置、设备及介质，用以

解决现有技术中在对道路进行病害检测的过程中，存在的病害检测结果的可靠度低的问题。

为了解决上述问题，本发明提供一种道路病害检测方法，包括：

基于训练完备的大目标检测模型和小目标检测模型分别对道路雷达图像进行病害检测，分别对应得到大目标检测结果和小目标检测结果；

对大目标检测结果和小目标检测结果进行融合，确定道路雷达图像的病害检测结果；

其中，大目标检测模型包括可变形卷积层、双路检测头和平滑非极大值抑制操作层；小目标检测模型包括多尺度卷积层、可变形 ROI 池化层、双路检测头、平衡线损失函数和平滑非极大值抑制操作层。

在一种可能的实现方式中，在基于训练完备的大目标检测模型对道路雷达图像进行病害检测，得到大目标检测结果之前，还包括：

获取大目标病害检测数据样本集，大目标病害检测数据样本集包括大目标道路雷达图像样本及其对应的大目标病害结果；

构建初始大目标检测模型，将大目标道路雷达图像样本输入至初始大目标检测模型，以大目标病害结果为输出，并计算样本 IOU 值，基于样本 IOU 值对大目标病害检测数据样本集进行权重再分配，并对权重调整后的大目标病害检测数据样本集进行迭代训练，直至得到训练完备的大目标检测模型。

在一种可能的实现方式中，通过对大目标病害检测数据样本集进行迭代训练，直至得到训练完备的大目标检测模型，包括：

将大目标道路雷达图像样本输入至初始大目标检测模型，根据双路检测头对大目标道路雷达图像样本进行目标划分，得到大目标感兴趣区域图像；

根据可变形卷积层对大目标感兴趣区域图像进行不规则卷积处理，得到大目标雷达特征图；

根据平滑非极大值抑制操作层对大目标雷达特征图进行检测框筛选，得到大目标病害检测框。

在一种可能的实现方式中，在基于训练完备的小目标检测模型对道路雷达图像进行病害检测，得到小目标检测结果之前，还包括：

获取小目标病害检测数据样本集，小目标病害检测数据样本集包括小目标道路雷达图像样本及其对应的小目标病害结果；

构建初始小目标检测模型，将小目标道路雷达图像样本输入至初始小目标检测模型，以小目标病害结果为输出，并计算样本损失值，通过对样本损失值小于预设损失阈值的小目标病害检测数据样本集进行迭代训练，直至得到训练完备的小目标检测模型。

在一种可能的实现方式中，通过对小目标病害检测数据样本集进行迭代训练，直至得到训练完备的小目标检测模型，包括：

将小目标道路雷达图像样本输入至初始小目标检测模型，根据多尺度卷积层对小目标道路雷达图像样本进行多尺度卷积，得到多尺度特征图像；

根据可变形 ROI 池化层对多尺度特征图像进行不规则区域划分，得到不规则变形区域图像；

根据双路检测头对不规则变形区域图像进行目标划分，得到小目标感兴趣区域图像；

根据平滑非极大值抑制操作层对小目标感兴趣区域图像进行检测框筛选，得到小目标病害检测框；

根据平衡线损失函数对小目标病害检测框和小目标病害结果进行损失值评估，并确定损失值最小时的初始小目标检测模型为训练完备的小目标检测模型。

在一种可能的实现方式中，获取大目标病害检测数据样本集，包括：

获取初始病害检测数据集，初始病害检测数据集包括道路雷达图像数据及其对应的病害标注信息；

筛选出含有沉陷类病害和隐藏裂缝类病害的道路雷达图像数据作为第一大目标道路雷达图像样本，并将第一大目标道路雷达图像样本对应的病害标注信息作为第一大目标病害结果；

将含有松散类病害的道路雷达图像数据作为第二大目标道路雷达图像样本，并确定第二大目标道路雷达图像样本对应的病害标注信息为空。

在一种可能的实现方式中，获取小目标病害检测数据样本集，包括：

获取初始病害检测数据集，初始病害检测数据集包括道路雷达图像数据及其对应的病害标注信息；

筛选出含有松散类病害的道路雷达图像数据作为第一小目标道路雷达图像样本，并将第一小目标道路雷达图像样本对应的病害标注信息作为第一小目标病害结果；

将含有沉陷类病害和隐藏裂缝类病害的道路雷达图像数据作为第二小目标道路雷达图像样本，并确定第二小目标道路雷达图像样本对应的病害标注信息为空。

为了解决上述问题，本发明还提供一种道路病害检测装置，包括：

病害检测模块，用于基于训练完备的大目标检测模型和小目标检测模型分别对道路雷达图像进行病害检测，分别对应得到大目标检测结果和小目标检测结果；

病害检测结果确定模块，用于对大目标检测结果和小目标检测结果进行融合，确定道路雷达图像的病害检测结果；

其中，大目标检测模型包括可变形卷积层、双路检测头和平滑非极大值抑制操作层；小目标检测模型包括多尺度卷积层、可变形 ROI 池化层、双路检测头、平衡线损失函数和平滑非极大值抑制操作层。

为了解决上述问题，本发明还提供一种电子设备，包括存储器和处理器，其中，

存储器，用于存储程序；

处理器，与存储器耦合，用于执行存储器中存储的程序，以实现如上文所述的道路病害检测方法中的步骤。

为了解决上述问题，本发明还提供一种计算机可读存储介质，用于存储计

计算机可读取的程序或指令，程序或指令被处理器执行时能够实现如上文所述的道路病害检测方法中的步骤。

采用上述实施例的有益效果是：本发明提供一种道路病害检测方法，通过设置大目标检测模型和小目标检测模型两个模型对道路雷达图像进行病害检测，实现了双路目标检测；通过针对性地控制模型的结构及对应的功能，并将二者的检测结果进行融合，从而提高最终的检测精度；通过在小目标检测模型中设置多尺度卷积层等结构，能够大大提高小目标病害的检测能力，进而保证最终的病害检测结果的可靠度。

附图说明

图1为本发明提供的道路病害检测方法一实施例的流程示意图；

图2为本发明提供的获取大目标检测模型一实施例的流程示意图；

图3为本发明提供的获取大目标病害检测数据样本集一实施例的流程示意图；

图4为本发明提供的训练大目标检测模型一实施例的流程示意图；

图5为本发明提供的生成可变形卷积偏移量一实施例的结果示意图；

图6为本发明提供的可变形卷积的采样变化一实施例的结果示意图；

图7为本发明提供的获取小目标检测模型一实施例的流程示意图；

图8为本发明提供的训练小目标检测模型一实施例的流程示意图；

图9为本发明提供的多尺度卷积一实施例的结构示意图；

图10为本发明提供的可变形ROI池化的主要运算过程一实施例的结果示意图；

图11为本发明提供的道路病害检测装置一实施例的结构框图；

图12为本发明提供的电子设备一实施例的结构框图。

具体实施方式

下面结合附图来具体描述本发明的优选实施例，其中，附图构成本发明一部分，并与本发明的实施例一起用于阐释本发明的原理，并非用于限定本发明的范围。

ROI (Region of Interest, 感兴趣区域) 是一个在图像处理和目标检测中常用的概念。它指的是图像中特定的、用户关心的区域，通常这个区域包含了我们感兴趣的目标或物体。

IOU (Intersection over Union, 交并比) 是一个用于评估目标检测算法性能的指标，它衡量的是预测框 (即算法生成的候选框) 与实际框 (即真实标注的框) 之间的重叠程度。

RCNN (Region-based Convolutional Neural Networks) 是一种用于目标检测的深度学习模型，它通过结合区域建议和卷积神经网络来实现目标定位和分类。

为了解决上述问题，本发明提供一种道路病害检测方法、装置、设备及介质，以下分别进行详细说明。

图 1 为本发明提供的道路病害检测方法一实施例的流程示意图，如图 1 所示，道路病害检测方法包括：

S101：基于训练完备的大目标检测模型和小目标检测模型分别对道路雷达图像进行病害检测，分别对应得到大目标检测结果和小目标检测结果；

S102：对大目标检测结果和小目标检测结果进行融合，确定道路雷达图像的病害检测结果；

其中，大目标检测模型包括可变形卷积层、双路检测头和平滑非极大值抑制操作层；小目标检测模型包括多尺度卷积层、可变形 ROI 池化层、双路检测头、平衡线损失函数和平滑非极大值抑制操作层。

需要说明的是，大目标模型指的是用于检测尺寸较大的病害——大目标病害的模型，小目标模型指的是用于检测尺寸较小的病害——小目标病害的模型。

其中，道路病害主要包括沉陷类病害、隐藏裂缝类病害和松散类病害，并且沉陷类病害和隐藏裂缝类病害的尺寸一般较大，松散类病害的尺寸一般较小，

因此，将沉陷类病害和隐藏裂缝类病害定义为大目标病害，将松散类病害定义为小目标病害。

还需要说明的是，大目标检测模型和小目标检测模型之间是并列的关系，二者检测顺序可以根据需要进行调整，在此不作限制。

本实施例中，首先，通过设置大目标检测模型和小目标检测模型两个模型对道路雷达图像进行病害检测，实现了双路目标检测；通过针对性地控制模型的结构及对应的功能，并将二者的检测结果进行融合，从而提高最终的检测精度；通过在小目标检测模型中设置多尺度卷积层等结构，能够大大提高小目标病害的检测能力，进而保证最终的病害检测结果的可靠度。

作为优选的实施例，在 S101 中，在基于训练完备的大目标检测模型和小目标检测模型分别对道路雷达图像进行病害检测之前，需要分别获取到大目标检测模型和小目标检测模型。

如图 2 所示，图 2 为本发明提供的获取大目标检测模型一实施例的流程示意图，包括：

S201：获取大目标病害检测数据样本集，大目标病害检测数据样本集包括大目标道路雷达图像样本及其对应的大目标病害结果；

S202：构建初始大目标检测模型，将大目标道路雷达图像样本输入至初始大目标检测模型，以大目标病害结果为输出，并计算样本 IOU 值，基于样本 IOU 值对大目标病害检测数据样本集进行权重再分配，并对权重调整后的大目标病害检测数据样本集进行迭代训练，直至得到训练完备的大目标检测模型。

需要说明的是，通过设置一个与初始大目标检测模型共享参数的 RCNN 模块用于计算样本 IOU 值，该 RCNN 模块只需进行前向计算以获得样本 IOU 值。

在一具体实施例中，基于 IOU 值对训练样本进行均匀采样，即，均匀确定样本 IOU 值对应的权重。

本实施例中，通过以样本 IOU 值为依据对训练样本进行针对性分组，实现了对训练样本的再分配，并且由于 IOU 值能够从一定程度上反映训练样本的困

难程度，因此，本发明能够实现平等地对待困难程度高的样本和困难程度低的样本，进而提高模型训练后的泛化能力。

具体地，通过数据统计研究发现：在训练样本中，IOU 值在 0~0.05 之间的样本占比较多，而在其他 IOU 区间内只分布了小部分样本，这种分布不均衡现象会使模型在随机采样时遗漏掉较多分布于 0~0.05 的 IOU 区间之外的困难负样本。而基于 IOU 值的平衡采样方法能够根据 IOU 值划分采样区间，在每个 IOU 区间上进行均匀采样，从而能够使采样分布更接近困难样本分布，从而使大目标检测模型在训练时可以采集到比随机采样更多的困难样本，有利于提升模型的训练效果和泛化性能。

具体地，在 S201 中，为了获取大目标病害检测数据样本集，如图 3 所示，图 3 为本发明提供的获取大目标病害检测数据样本集一实施例的流程示意图，包括：

S301：获取初始病害检测数据集，初始病害检测数据集包括道路雷达图像数据及其对应的病害标注信息；

S302：筛选出含有沉陷类病害和隐藏裂缝类病害的道路雷达图像数据作为第一大目标道路雷达图像样本，并将第一大目标道路雷达图像样本对应的病害标注信息作为第一大目标病害结果；

S303：将含有松散类病害的道路雷达图像数据作为第二大目标道路雷达图像样本，并确定第二大目标道路雷达图像样本对应的病害标注信息为空。

本实施例中，通过将初始病害检测数据集中的松散类病害信息进行适应性删除，能够清除关于小目标病害的信息，从而得到单纯的大目标病害样本信息，以便于后续在训练过程中提高大目标检测模型的训练效率和针对性。

在 S202 中，为了通过对大目标病害检测数据样本集进行迭代训练，直至得到训练完备的大目标检测模型，如图 4 所示，图 4 为本发明提供的训练大目标检测模型一实施例的流程示意图，包括：

S401：将大目标道路雷达图像样本输入至初始大目标检测模型，根据双路

检测头对大目标道路雷达图像样本进行目标划分,得到大目标感兴趣区域图像;

S402: 根据可变形卷积层对大目标感兴趣区域图像进行不规则卷积处理,得到大目标雷达特征图;

S403: 根据平滑非极大值抑制操作层对大目标雷达特征图进行检测框筛选,得到大目标病害检测框。

需要说明的是, 双路检测头是包括卷积层和 FC 层并行的双路检测头, 一般地, RCNN 结构通过双 FC 层进行分类和回归任务, 然而, 通过比较两阶段的目标检测算法, 发现卷积层比 FC 层更适合进行回归任务, 而 FC 层则更适用于分类任务。由于 FC 层具有更高的空间敏感性, 所以其在分类任务中可以更好地区分整体目标与局部目标, 但是 FC 层在回归任务中的鲁棒性较差, 而卷积层在回归任务中则可以取得比 FC 层更好的效果, 因此, 本发明通过对双路检测头进行改进, 能够有效提高模型的检测精度。

可变形卷积层是指通过可变形卷积替换基础模型原 Backbone 中的传统卷积操作的, 为了说明可变形卷积层与原传统卷积之间的差别, 首先, 定义传统卷积操作为:

$$M_{out}[l] = \sum_{c \in \mathbf{C}} w[c] \cdot M_{in}[l + c]$$

式中, M_{in} 为输入传统卷积层的原始图像, M_{out} 为经过传统卷积操作后输出的特征图, l 为特征图中的位置参数, $\mathbf{C}$ 为卷积矩阵, c 为卷积矩阵中的位置参数, w 为采样权重。

通过在传统卷积核的基础之上添加了一个偏移量, 使均匀卷积变成不规则卷积, 得到可变形卷积为:

$$Q_{out}[l] = \sum_{c \in \mathbf{C}} w[c] \cdot Q_{in}[l + c + \Delta c]$$

式中, Q_{in} 为输入可变形卷积的原始图像, Q_{out} 为经过可变形卷积操作后输出的特征图, l 为特征图中的位置参数, $\mathbf{C}$ 为卷积矩阵, c 为卷积矩阵中的位置参数, w 为采样权重, Δc 为可变形卷积在传统卷积核上添加的偏移量。

通过将偏移量作用在传统卷积核上后，原均匀卷积即变成形状可变的不规则卷积，生成偏移量的卷积网络在模型训练过程中同样参与反向传播优化，经过训练后生成的偏移量会更符合图像中病害目标的特点。其中，如图 5 所示，图 5 为本发明提供的生成可变形卷积偏移量一实施例的结果示意图，如图 6 所示，图 6 为本发明提供的可变形卷积的采样变化一实施例的结果示意图。其中，图 6 中的浅灰色的圆点表示偏移前的位置，深黑色的圆点表示偏移后的位置，箭头代表偏移向量。

平滑非极大值抑制操作层是指通过使用平滑非极大值抑制（Soft-NMS）替换传统的非极大值抑制（NMS）操作。首先，在对目标检测框进行预测时，会输出远超目标数量的预测框，但是每个目标应当只有一个真实检测框，因此需要去除多余的预测框，保留最贴合目标的预测框作为最终的目标检测框，传统的非极大值抑制操作的效果为：

$$s_i = \begin{cases} s_i, IOU(M, b_i) < N_i \\ 0, IOU(M, b_i) \geq N_i \end{cases}$$

NMS 通过保留预测分数最高的检测框，并筛除与其重叠程度超过 IOU 阈值的检测框，实现对多余检测框的筛除。

然而，NMS 虽然简单有效，但是在复杂的目标检测场景下会存在以下问题：当检测场景中的目标分布较为密集或者两个目标距离较近时，NMS 可能会使一个目标的检测框将其相邻目标的唯一检测框抑制掉，从而产生目标漏检的情况，降低模型最终的检测精度，因此，通过 Soft-NMS 操作来避免这种情况的发生。

具体地，Soft-NMS 在筛除多余检测框时，不再直接清除超过 IOU 阈值的检测框，而是利用如下所示的高斯函数降低其预测分数，具体地：

$$\begin{cases} s_i = s_i G[IOU(M, b_i)], \forall b_i \notin D \\ G(x) = e^{-\frac{x^2}{\sigma}} \end{cases}$$

式中： s_i 为检测框的预测分数， M 为当前预测分数最高的检测框， b_i 为待筛选的检测框， D 为经过 Soft-NMS 的最终结果， $G(x)$ 为高斯函数。

显而易见地，越靠近 M 的检测框会降低越多的分数，而越远离 M 的检测

框会降低越少的分数。因此，在采用 Soft-NMS 后，可以保留许多会被 NMS 误删的检测框，从而减少目标漏检的情况，提升模型的检测效果。

本实施例中，通过双路检测头对大目标道路雷达图像样本进行目标划分，在保证分类结果的准确性的同时还能提高回归稳定性；通过可变形卷积层对大目标感兴趣区域图像进行不规则卷积处理，能够更好地适应对图像进行病害检测的需求；通过平滑非极大值抑制操作层对大目标雷达特征图进行检测框筛选，能够更好地保证最终的目标检测框的可靠度；综上，通过对初始大目标检测模型中的部分结构进行适应性调整，能够更好地适应大目标病害检测的需要，提高检测精度。

进一步地，如图 7 所示，图 7 为本发明提供的获取小目标检测模型一实施例的流程示意图，包括：

S701：获取小目标病害检测数据样本集，小目标病害检测数据样本集包括小目标道路雷达图像样本及其对应的小目标病害结果；

S702：构建初始小目标检测模型，将小目标道路雷达图像样本输入至初始小目标检测模型，以小目标病害结果为输出，并计算样本损失值，通过对样本损失值小于预设损失阈值的小目标病害检测数据样本集进行迭代训练，直至得到训练完备的小目标检测模型。

在一具体实施例中，根据检测难度可以将训练样本分为困难样本和简单样本，在训练时使模型更加关注困难样本有利于提升模型的泛化性能。基础模型的原 RCNN 结构采用了随机采样的方法，无法保证采样后困难样本的数量。

因此，为了提升 RCNN 采集到的困难样本数量，本发明将随机采样更换为在线困难样本挖掘(Online Hard Example Mining, 简称 OHEM)的方法。OHEM 将产生较大损失值的样本看作困难样本，根据损失值对样本进行排序，并选出损失值靠前的困难样本，以此来保证采样后困难样本的数量。

在一具体实施例中，OHEM 的采样方法通过设置一个与原 RCNN 模块共享参数的 RCNN 模块用于计算样本损失，该 RCNN 模块只需进行前向计算以获得

损失值，而无需进行反向传播。计算获得损失值后，按照损失值从小到大的顺序对训练样本进行排序，经过 NMS 后筛选出损失值最大的 256 个样本用于原 RCNN 模块的训练。经过 OHEM 采样后，小目标检测模型可以让困难样本获得更多的训练次数，有利于提升小目标检测模型的泛化性能。

本实施例中，通过以样本损失值作为分组标准对训练样本进行再分配，能够有效结合小目标本身的特点针对性选取到更全面的样本，从而提高模型训练的效果，保证训练后的小目标检测模型的可靠度。

作为优选的实施例，在 S701 中，与获取大目标病害检测数据样本集的过程相似，为了获取小目标病害检测数据样本集，首先，获取初始病害检测数据集，初始病害检测数据集包括道路雷达图像数据及其对应的病害标注信息；然后，筛选出含有松散类病害的道路雷达图像数据作为第一小目标道路雷达图像样本，并将第一小目标道路雷达图像样本对应的病害标注信息作为第一小目标病害结果；最后，将含有沉陷类病害和隐藏裂缝类病害的道路雷达图像数据作为第二小目标道路雷达图像样本，并确定第二小目标道路雷达图像样本对应的病害标注信息为空。

本实施例中，通过将初始病害检测数据集中的沉陷类病害和隐藏裂缝类病害的标注信息进行适应性删除，能够清除关于大目标病害的信息，从而得到单纯的小目标病害样本信息，以便于后续在训练过程中提高小目标检测模型的训练效率和针对性。

作为优选的实施例，在 S702 中，为了通过对小目标病害检测数据样本集进行迭代训练，直至得到训练完备的小目标检测模型，如图 8 所示，图 8 为本发明提供的训练小目标检测模型一实施例的流程示意图，包括：

S801：将小目标道路雷达图像样本输入至初始小目标检测模型，根据多尺度卷积层对小目标道路雷达图像样本进行多尺度卷积，得到多尺度特征图像；

S802：根据可变形 ROI 池化层对多尺度特征图像进行不规则区域划分，得到不规则变形区域图像；

S803: 根据双路检测头对不规则变形区域图像进行目标划分, 得到小目标感兴趣区域图像;

S804: 根据平滑非极大值抑制操作层对小目标感兴趣区域图像进行检测框筛选, 得到小目标病害检测框;

S805: 根据平衡线损失函数对小目标病害检测框和小目标病害结果进行损失值评估, 并确定损失值最小时的初始小目标检测模型为训练完备的小目标检测模型。

多尺度卷积层是指将残差结构的中间卷积层变为多尺度卷积来提升网络的多尺度表示能力, 具体地, 通过将基础模型原 Backbone 所使用的 ResNet-50 (中间卷积层) 替换为 Res2Net (多尺度卷积), 有利于提升小目标检测模型对小目标的特征提取能力, Res2Net 的基本结构如图 9 所示, 图 9 为本发明提供的多尺度卷积一实施例的结构示意图, Res2Net 融合多尺度的卷积方式可以使输出特征具有不同的感受野, 并包含目标不同尺度的特征信息。

可变形ROI池化层是指通过可变形ROI池化替换基础模型ROI对齐模块中的原ROI Align操作, 可变形ROI池化能够使对齐后的ROI特征引入其他区域的关联信息, 有利于小目标检测模型对小尺寸病害目标的检测。

普通的ROI池化操作是将ROI区域进行7×7划分, 并在划分后的区域子块上通过最大池化输出对齐后的ROI特征, 而可变形ROI池化则是在7×7划分的每个区域子块上添加偏移量, 使均匀划分的区域变为不规则的可变形区域。可变形ROI池化操作可定义为:

$$R_{out}(i, j) = \sum_{b \in BIN(i, j)} MAX[f_R(b + \Delta b_{i, j})]$$

式中, f_R 为输入可变形ROI池化层的特征图像矩阵, R_{out} 为可变形ROI池化层输出的ROI特征矩阵, i 和 j 代表矩阵中的横纵坐标, BIN 为均匀划分的区域子块矩阵, b 为区域子块矩阵中的元素值, $\Delta b_{i, j}$ 为可变形ROI池化在区域子块上添加的偏移量。

如图10所示，图10为本发明提供的可变形ROI池化的主要运算过程一实施例的结果示意图。其中，区域子块的偏移量是通过在普通ROI池化层输出的ROI特征后添加FC层生成的，并且在模型训练时FC层的权重参数也会参与反向传播优化过程。

小目标检测模型主要被用于检测小尺寸病害目标，其检测精度受目标位置的影响较大，因此小目标检测模型对目标位置回归准确性的要求较高。另一方面，由于小目标检测模型的检测对象只有松散类病害这一个类别，其对分类任务的要求相对较低。综合上述分析，有必要提高小目标检测模型综合损失计算中回归损失的权重，即提高回归损失前的权重系数。但是若直接提高回归损失的权重，会发生难易样本的梯度失衡情况。

因此，本申请在基础模型的原RCNN结构中，将回归损失采用SmoothL1Loss函数替换为BalancedL1Loss函数（平衡线损失函数）进行计算。

其中，对SmoothL1Loss函数求导后可以得到反向传播时的梯度变化情况为：

$$\frac{\partial \text{SmoothL1}}{\partial x} = \begin{cases} x, & \text{if } |x| < 1 \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases}$$

式中，SmoothL1为SmoothL1损失函数， x 代表回归的误差值。

回归误差值 x 大于1的训练样本可以看成困难样本，其产生的传播梯度值恒定为1，而回归误差值 x 小于1的训练样本可以看成简单样本，其产生的传播梯度与 x 有关。在提高回归损失的权重系数 λ 后，困难样本因 λ 变大而增加的梯度会远大于简单样本，导致难易样本发生梯度失衡，不利于模型训练效果的提升。并且小目标检测模型的检测对象多为小目标困难样本，这会加剧难易样本的梯度失衡。

BalancedL1Loss函数为：

$$L_{\text{BalancedL1}}(x) = \begin{cases} \frac{\alpha}{b}(b|x| + 1) \ln(b|x| + 1) - \alpha|x|, & \text{if } |x| < 1 \\ \gamma|x| + C, & \text{otherwise} \end{cases}$$

式中， α 取0.5， γ 取1.5， b 被用来保证函数连续， b 的取值需要满足等式

$\alpha \ln(b + 1) = \gamma$ 。

对 BalancedL1Loss 函数求导后，可以得到反向传播时的梯度变化情况为：

$$\frac{\partial L_{\text{BalancedL1}}}{\partial x} = \begin{cases} \alpha \ln(b|x| + 1), & \text{if } |x| < 1 \\ \gamma, & \text{otherwise} \end{cases}$$

通过使用 BalancedL1 损失函数替换原 SmoothL1 损失函数后，简单样本的梯度上升将变得更快，使回归损失权重系数 λ 提高后难易样本的梯度贡献变得均衡，从而改善前述梯度失衡问题，提升小目标检测模型的训练效果。

本实施例中，通过多尺度卷积层对小目标道路雷达图像样本进行多尺度卷积，能够增加特征信息的维度，通过可变形 ROI 池化层对多尺度特征图像进行不规则区域划分，实现了适应性调整区域的划分情况，更符合实际需要，根据双路检测头对不规则变形区域图像进行目标划分，在保证分类结果的准确性的同时还能提高回归稳定性；通过平滑非极大值抑制操作层对小目标感兴趣区域图像进行检测框筛选，能够更好地保证最终的目标检测框的可靠度；通过平衡线损失函数对小目标病害检测框和小目标病害结果进行损失值评估，能够改善前述梯度失衡问题，提升小目标检测模型的训练效果；综上，通过对初始小目标检测模型中的部分结构进行适应性调整，能够更好地适应小目标病害检测的需要，提高检测精度。

通过上述方式，通过设置大目标检测模型和小目标检测模型两个模型对道路雷达图像进行病害检测，实现了双路目标检测；通过针对性地控制模型的结构及对应的功能，并将二者的检测结果进行融合，从而提高最终的检测精度；通过在小目标检测模型中设置多尺度卷积层等结构，能够大大提高小目标病害的检测能力，进而保证最终的病害检测结果的可靠度。

为了解决上述问题，本发明还提供一种道路病害检测装置，如图 11 所示，图 11 为本发明提供的道路病害检测装置一实施例的结构框图，道路病害检测装置 1100 包括：

病害检测模块 1101，用于基于训练完备的大目标检测模型和小目标检测模型分别对道路雷达图像进行病害检测，分别对应得到大目标检测结果和小目标

检测结果；

病害检测结果确定模块 1102，用于对大目标检测结果和小目标检测结果进行融合，确定道路雷达图像的病害检测结果；

其中，大目标检测模型包括可变形卷积层、双路检测头和平滑非极大值抑制操作层；小目标检测模型包括多尺度卷积层、可变形 ROI 池化层、双路检测头、平衡线损失函数和平滑非极大值抑制操作层。

如图 12 所示，本发明还相应提供了一种电子设备 1200。该电子设备 1200 包括处理器 1201、存储器 1202 及显示器 1203。图 12 仅示出了电子设备 1200 的部分组件，但是应理解的是，并不要求实施所有示出的组件，可以替代的实施更多或者更少的组件。

处理器 1201 在一些实施例中可以是一中央处理器(Central Processing Unit, CPU)，微处理器或其他数据处理芯片，用于运行存储器 1202 中存储的程序代码或处理数据，例如本发明中的道路病害检测方法。

在一些实施例中，处理器 1201 可以是单个服务器或服务器组。服务器组可为集中式或分布式的。在一些实施例中，处理器 1201 可为本地的或远程的。在一些实施例中，处理器 1201 可实施于云平台。在一实施例中，云平台可包括私有云、公共云、混合云、社区云、分布式云、内部云、多重云等，或以上的任意组合。

存储器 1202 在一些实施例中可以是电子设备 1200 的内部存储单元，例如电子设备 1200 的硬盘或内存。存储器 1202 在另一些实施例中也可以是电子设备 1200 的外部存储设备，例如电子设备 1200 上配备的插接式硬盘，智能存储卡(Smart Media Card, SMC)，安全数字(Secure Digital, SD)卡，闪存卡(Flash Card)等。

进一步地，存储器 1202 还可既包括电子设备 1200 的内部储存单元也包括外部存储设备。存储器 1202 用于存储安装电子设备 1200 的应用软件及各类数据。

显示器 1203 在一些实施例中可以是 LED 显示器、液晶显示器、触控式液晶显示器以及 OLED (Organic Light-Emitting Diode, 有机发光二极管) 触摸器等。显示器 1203 用于显示电子设备 1200 的信息以及用于显示可视化的用户界面。电子设备 1200 的部件 1201-1203 通过系统总线相互通信。

在一实施例中, 当处理器 1201 执行存储器 1202 中的道路病害检测程序时, 可实现以下步骤:

基于训练完备的大目标检测模型和小目标检测模型分别对道路雷达图像进行病害检测, 分别对应得到大目标检测结果和小目标检测结果;

对大目标检测结果和小目标检测结果进行融合, 确定道路雷达图像的病害检测结果;

其中, 大目标检测模型包括可变形卷积层、双路检测头和平滑非极大值抑制操作层; 小目标检测模型包括多尺度卷积层、可变形 ROI 池化层、双路检测头、平衡线损失函数和平滑非极大值抑制操作层。

应当理解的是: 处理器 1201 在执行存储器 1202 中的道路病害检测程序时, 除了上面的功能之外, 还可实现其他功能, 具体可参见前面相应方法实施例的描述。

进一步地, 本发明实施例对提及的电子设备 1200 的类型不做具体限定, 电子设备 1200 可以为手机、平板电脑、个人数字助理(personal digital assistant, PDA)、可穿戴设备、膝上型计算机(laptop)等便携式电子设备。便携式电子设备的示例性实施例包括但不限于搭载 IOS、android、microsoft 或者其他操作系统的便携式电子设备。上述便携式电子设备也可以是其他便携式电子设备, 诸如具有触敏表面(例如触控面板)的膝上型计算机(laptop)等。还应当理解的是, 在本发明其他一些实施例中, 电子设备 1200 也可以不是便携式电子设备, 而是具有触敏表面(例如触控面板)的台式计算机。

相应地, 本发明实施例还提供一种计算机可读存储介质, 计算机可读存储介质用于存储计算机可读取的程序或指令, 程序或指令被处理器执行时, 能够

实现上述各方法实施例提供的道路病害检测方法中的步骤或功能。

本领域技术人员可以理解，实现上述实施例方法的全部或部分流程，可以通过计算机程序来指令相关的硬件（如处理器，控制器等）来完成，计算机程序可存储于计算机可读存储介质中。其中，计算机可读存储介质为磁盘、光盘、只读存储记忆体或随机存储记忆体等。

以上对本发明所提供的道路病害检测方法、装置、设备及介质进行了详细介绍，本文中应用了具体个例对本发明的原理及实施方式进行了阐述，以上实施例的说明只是用于帮助理解本发明的方法及其核心思想；同时，对于本领域的技术人员，依据本发明的思想，在具体实施方式及应用范围上均会有改变之处，综上所述，本说明书内容不应理解为对本发明的限制。

权 利 要 求 书

1、一种道路病害检测方法，其特征在于，包括：

基于训练完备的大目标检测模型和小目标检测模型分别对道路雷达图像进行病害检测，分别对应得到大目标检测结果和小目标检测结果；

对所述大目标检测结果和所述小目标检测结果进行融合，确定所述道路雷达图像的病害检测结果；

其中，所述大目标检测模型包括可变形卷积层、双路检测头和平滑非极大值抑制操作层；所述小目标检测模型包括多尺度卷积层、可变形 ROI 池化层、所述双路检测头、平衡线损失函数和所述平滑非极大值抑制操作层。

2、根据权利要求 1 所述的道路病害检测方法，其特征在于，在基于训练完备的大目标检测模型对道路雷达图像进行病害检测，得到大目标检测结果之前，还包括：

获取大目标病害检测数据样本集，所述大目标病害检测数据样本集包括大目标道路雷达图像样本及其对应的大目标病害结果；

构建初始大目标检测模型，将所述大目标道路雷达图像样本输入至所述初始大目标检测模型，以所述大目标病害结果为输出，并计算样本 IOU 值，基于所述样本 IOU 值对所述大目标病害检测数据样本集进行权重再分配，并对权重调整后的所述大目标病害检测数据样本集进行迭代训练，直至得到训练完备的大目标检测模型。

3、根据权利要求 2 所述的道路病害检测方法，其特征在于，通过对所述大目标病害检测数据样本集进行迭代训练，直至得到训练完备的大目标检测模型，包括：

将所述大目标道路雷达图像样本输入至所述初始大目标检测模型，根据所述双路检测头对所述大目标道路雷达图像样本进行目标划分，得到大目标感兴趣区域图像；

根据所述可变形卷积层对所述大目标感兴趣区域图像进行不规则卷积处理,得到大目标雷达特征图;

根据所述平滑非极大值抑制操作层对所述大目标雷达特征图进行检测框筛选,得到大目标病害检测框。

4、根据权利要求1所述的道路病害检测方法,其特征在于,在基于训练完备的小目标检测模型对道路雷达图像进行病害检测,得到小目标检测结果之前,还包括:

获取小目标病害检测数据样本集,所述小目标病害检测数据样本集包括小目标道路雷达图像样本及其对应的小目标病害结果;

构建初始小目标检测模型,将所述小目标道路雷达图像样本输入至所述初始小目标检测模型,以所述小目标病害结果为输出,并计算样本损失值,通过对样本损失值小于预设损失阈值的所述小目标病害检测数据样本集进行迭代训练,直至得到训练完备的小目标检测模型。

5、根据权利要求4所述的道路病害检测方法,其特征在于,通过对所述小目标病害检测数据样本集进行迭代训练,直至得到训练完备的小目标检测模型,包括:

将所述小目标道路雷达图像样本输入至所述初始小目标检测模型,根据所述多尺度卷积层对所述小目标道路雷达图像样本进行多尺度卷积,得到多尺度特征图像;

根据所述可变形ROI池化层对所述多尺度特征图像进行不规则区域划分,得到不规则变形区域图像;

根据所述双路检测头对所述不规则变形区域图像进行目标划分,得到小目标感兴趣区域图像;

根据所述平滑非极大值抑制操作层对所述小目标感兴趣区域图像进行检测框筛选,得到小目标病害检测框;

根据所述平衡线损失函数对所述小目标病害检测框和所述小目标病害结果

进行损失值评估，并确定损失值最小时的所述初始小目标检测模型为训练完备的小目标检测模型。

6、根据权利要求2所述的道路病害检测方法，其特征在于，所述获取大目标病害检测数据样本集，包括：

获取初始病害检测数据集，所述初始病害检测数据集包括道路雷达图像数据及其对应的病害标注信息；

筛选出含有沉陷类病害和隐藏裂缝类病害的所述道路雷达图像数据作为第一大目标道路雷达图像样本，并将所述第一大目标道路雷达图像样本对应的所述病害标注信息作为第一大目标病害结果；

将含有松散类病害的所述道路雷达图像数据作为第二大目标道路雷达图像样本，并确定所述第二大目标道路雷达图像样本对应的所述病害标注信息为空。

7、根据权利要求4所述的道路病害检测方法，其特征在于，所述获取小目标病害检测数据样本集，包括：

获取初始病害检测数据集，所述初始病害检测数据集包括道路雷达图像数据及其对应的病害标注信息；

筛选出含有松散类病害的所述道路雷达图像数据作为第一小目标道路雷达图像样本，并将所述第一小目标道路雷达图像样本对应的所述病害标注信息作为第一小目标病害结果；

将含有沉陷类病害和隐藏裂缝类病害的所述道路雷达图像数据作为第二小目标道路雷达图像样本，并确定所述第二小目标道路雷达图像样本对应的所述病害标注信息为空。

8、一种道路病害检测装置，其特征在于，包括：

病害检测模块，用于基于训练完备的大目标检测模型和小目标检测模型分别对道路雷达图像进行病害检测，分别对应得到大目标检测结果和小目标检测结果；

病害检测结果确定模块，用于对所述大目标检测结果和所述小目标检测结

果进行融合，确定所述道路雷达图像的病害检测结果；

其中，所述大目标检测模型包括可变形卷积层、双路检测头和平滑非极大值抑制操作层；所述小目标检测模型包括多尺度卷积层、可变形 ROI 池化层、所述双路检测头、平衡线损失函数和所述平滑非极大值抑制操作层。

9、一种电子设备，其特征在于，包括存储器和处理器，其中，
所述存储器，用于存储程序；

所述处理器，与所述存储器耦合，用于执行所述存储器中存储的所述程序，
以实现上述权利要求1至7中任意一项所述的道路病害检测方法中的步骤。

10、一种计算机可读存储介质，其特征在于，用于存储计算机可读取的程序或指令，所述程序或指令被处理器执行时能够实现上述权利要求1至7中任意一项所述的道路病害检测方法中的步骤。