1. 一种目标检测方法，其特征在于，包括如下步骤：

获取待检测图片，提取所述待检测图片的形状特征，基于所述形状特征完整度判断图片是否足够清晰，若是，则进入下一步；若否，则重 新获取待检测图片；

将清晰的待检测图片输入构建的特征提取网络，得到形状边缘清晰的特征图；

将所述形状边缘清晰的特征图输入形状注意力机制引 导的RPN网络寻找锚点和锚框的候选集合，并结合选择 性搜索学习对应规则形状的权重，生产锚点和锚框的候选集合；

将所述生产锚点和锚框的候选集合映射到对应原图区域和特征图区域，获取感兴趣的特征图区域；

基于所述感兴趣的特征图区域，获得目标检测结果。

1. 根据权利要求1所述的一种目标检测方法，其特征在于，所述提取所述待检测图片的形状特征，包括如下步骤：

将清晰的待检测图片转换至多尺度空间，构建高斯金字塔，对高斯金字塔中相邻尺度图像做差，对比同相邻区域中的各像素，观测各像素点是否满足在同尺度域或者邻近尺度域中最值点的条件，提取满足条件的各像素点；

采取Hassion矩阵去掉强边缘不稳定的相应像素点，根据相邻像素梯度方向分布的特性来给特征点分配方向，获得提取所述待检测图片的形状特征。

1. 根据权利要求2所述的一种目标检测方法，其特征在于，所述基于所述形状特征完整度获取方式，包括如下步骤：

获取规则形状；

通过欧氏距离计算所述形状特征和规则形状的平均欧氏距离，根据平均欧氏距离的数量大小来确定形状特征完整度。

1. 根据权利要求1所述的一种目标检测方法，其特征在于，所述特征提取网络包括特征编码层、稀疏卷积层和特征金字塔网络，其中，

所述特征编码层将所述清晰的待检测图片按照R、G、B划分为等间距的三维通道，对三维通道中的每一层进行局部特征提取，将像素点转换为统一的特征表示；

所述稀疏卷积层进一步抽象特征，增大感受野并学习特征的几何空间表示；

所述特征金字塔网络从不同尺度的语义空间中聚合和拼接特征表示，得到形状边缘清晰的特征图。

1. 根据权利要求4所述的一种目标检测方法，其特征在于，将所述形状边缘清晰的特征图输入形状注意力机制引导的RPN网络寻找锚点和锚框的候选集合，并结合选择性搜索学习对应规则形状的权重，生产锚点和锚框的候选集合，包括如下步骤：

所述形状注意力机制包括两个注意力分支，所述两个注意力分支分别用于赋予形状特征所包围的前景区域更高的权重，赋予背景区域更低的权重，以创建形状先验；

RPN网络根据所述形状先验分割出各种形状特征补丁，并创建锚点和锚框的候选集合；

所述选择性搜索根据锚点和锚框候选集合提供的信息，学习对应规则形状的权重中，由于在训练过程中面临前景和背景区域之间极度不平衡的问题，引入了focal loss：

其中为focal loss，是标签的类的模型估计概率和是焦点损失的参数，最后获得锚点和锚框的候选集合。

1. 根据权利要求1所述的一种目标检测方法，其特征在于，将所述生产锚点和锚框的候选集合映射到对应原图区域和特征图区域中，通过非极大值抑制算法NMS来搜索局部极大值，对冗余的锚框进行去冗余，获取感兴趣的特征图区域。
2. 根据权利要求1所述的一种目标检测方法，其特征在于，所述基于所述感兴趣的特征图区域，获得目标检测结果，包括如下步骤：

对所述感兴趣的特征图区域进行池化和全卷积操作，获得目标检测结果，所述检测结果包括目标分类和目标定位。

1. 一种目标检测装置，其特征在于，包括：判断模块、提取模块、生成模块、获取模块和检测模块，其中，

所述判断模块，用于获取待检测图片，提取所述待检测图片的形状特征，基于所述形状特征完整度判断图片是否足够清晰，若是，则进入下一步；若否，则重新获取待检测图片；

所述提取模块，用于将清晰的待检测图片输入构建的特征提取网络，得到形状边缘清晰的特征图；

所述生成模块，用于将所述形状边缘清晰的特征图输入形状注意力机制引导的RPN网络寻找锚点和锚框的候选集合，并结合选择性搜索学习对应规则形状的权重，生产锚点和锚框的候选集合；

所述获取模块，用于将所述生产锚点和锚框的候选集合映射到对应原图区域和特征图区域，获取感兴趣的特征图区域；

所述检测模块，用于基于所述感兴趣的特征图区域，获得目标检测结果。

1. 一种计算机设备，其特征在于，包括：存储器，用于存储计算机程序；处理器，用于执行所述计算机程序时实现如权利要求1至7任一项所述的方法。
2. 一种可读存储介质，其特征在于，所述可读存储介质上存储有计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1至7任一项所述的方法。

一种目标检测方法、装置、设备及存储介质

**技术领域**

本发明涉及目标检测技术领域，尤其涉及一种目标检测方法、装置、设备及存储介质。

**背景技术**

轨道交通车辆在相对封闭的地下空间（空气中长期悬浮着大量粉尘）长期运行，由于摩擦、静电等原因，在车厢底部会积聚大量粉尘，而这些粉尘具有比电阻不高，吸水性强等特点。粉尘在列车底部的牵引电机、配电箱等设备表面吸附、凝结、沉降，甚至进入电器箱内。聚集在电器表面的粉尘会导致电气元件的绝缘等级和灵敏度降低，同时对电气设备工作时的散热能力造成影响，若长期得不到有效清除将导致电气故障，具有较大的危害性，所以必须定期进行吹扫除尘。

目前，轨道车辆吹扫作业多采用手动人工吹扫，工作效率较低，劳动强度较大，吹扫扬尘多为无组织排放。并且当作业人员处于疲劳状态时，容易吹扫不干净、不彻底。现有的人工吹扫方式已不能满足高密度作业的需求。因此，有必要实现吹扫作业的自动化与智能化，从而解决人工吹扫劳动强度和难度大的问题，提高车辆维护作业质量、作业效率、作业智能化水平。

5G网络和人工智能的发展为自动化检测创造了有利的条件，一种可行的做法是通过机辆车底智能巡检机器人自动化操作，通过多自由度机械臂、机器视觉技术、图像识别技术等替代传统人工检测作业，实现对关键物件的检测、定位，从而有助于精确吹扫，高效解决人工作业存在的问题。但是在视觉检测作业的过程中，会遇到：1. 由于轨道拍摄时光线较弱，可见度低，导致所拍摄图像的清晰度不够或发生形变，进而影响后续算法的精度。2. 在进行目标物定位时，由于目标物类别复杂，特征不明显，导致特征点提取不精准并且计算速度较慢。3. 由于视场环境的复杂性，存在障碍物遮挡、高斯模糊等问题，在算法上还存在识别效率低，无法理解图片语义等问题。因此轨道车辆自动化吹扫作业亟需一种精准高效的目标检测方法，来实现复杂轨道场景中的自动化检测。

**发明内容**

为了解决上述技术问题，本发明提出一种目标检测方法、装置、设备及存储介质，基于卷积神经网络两步检测算法的注意力机制候选区域网络（RPN），运用注意力引导模块对传统的RPN进行改进，对候选区域网络的锚机制进行引导，使得对于预选锚框形状的选择更具有多样性和鲁棒性；并采用局部训练和全局训练相结合，独立地训练改进的RPN和整体地训练整个网络结构相结合，通过注意力机制不断降低分类和回归误差，提高了识别性能；为针对传统的后处理方式非极大值抑制（NMS）算法存在的误检和漏检的问题，提出了一种模糊因子非极大值抑制算法，可以对模型的准确性有显著的提高。提供添加了形状注意力机制的目标检测方法，解决现有目标检测算法中在复杂场景中精度低、计算量大、鲁棒性不足的问题，从而可应用于实际工程如轨道车辆吹扫作业等环境中。

为了达到上述目的，本发明的技术方案如下：

一种目标检测方法，包括如下步骤：

获取待检测图片，提取所述待检测图片的形状特征，基于所述形状特征完整度判断图片是否足够清晰，若是，则进入下一步；若否，则重新获取待检测图片；

将清晰的待检测图片输入构建的特征提取网络，得到形状边缘清晰的特征图；

将所述形状边缘清晰的特征图输入形状注意力机制引导的RPN网络寻找锚点和锚框的候选集合，并结合选择性搜索学习对应规则形状的权重，生产锚点和锚框的候选集合；

将所述生产锚点和锚框的候选集合映射到对应原图区域和特征图区域，获取感兴趣的特征图区域；

基于所述感兴趣的特征图区域，获得目标检测结果。

优选地，所述提取所述待检测图片的形状特征，包括如下步骤：

将清晰的待检测图片转换至多尺度空间，构建高斯金字塔，对高斯金字塔中相邻尺度图像做差，对比同相邻区域中的各像素；

采取Hassion矩阵去掉强边缘不稳定的相应点，根据相邻像素梯度方向分布的特性来给特征点分配方向，获得提取所述待检测图片的形状特征。

优选地，所述基于所述形状特征完整度获取方式，包括如下步骤：

获取规则形状；

通过欧氏距离计算所述形状特征和规则形状的平均欧氏距离，根据平均欧氏距离的数量大小来确定形状特征完整度。

优选地，所述特征提取网络包括特征编码层、稀疏卷积层和特征金字塔网络，其中，

所述特征编码层将所述清晰的待检测图片按照R、G、B划分为等间距的三维通道，对三维通道中的每一层进行局部特征提取，将像素点转换为统一的特征表示；

所述稀疏卷积层进一步抽象特征，增大感受野并学习特征的几何空间表示；

所述特征金字塔网络从不同尺度的语义空间中聚合和拼接特征表示，得到形状边缘清晰的特征图。

优选地，将所述形状边缘清晰的特征图输入形状注意力机制引导的RPN网络寻找锚点和锚框的候选集合，并结合选择性搜索学习对应规则形状的权重，生产锚点和锚框的候选集合，包括如下步骤：

所述形状注意力机制包括两个注意力分支，所述两个注意力分支分别用于赋予形状特征所包围的前景区域更高的权重，赋予背景区域更低的权重，以创建形状先验；

RPN网络根据所述形状先验分割出各种形状特征补丁，并创建锚点和锚框的候选集合；

所述结合选择性搜索学习对应规则形状的权重中，由于在训练过程中面临前景和背景区域之间极度不平衡的问题，引入了focal loss：

其中为focal loss，是标签的类的模型估计概率和是焦点损失的参数，最后获得锚点和锚框的候选集合。

优选地，将所述生产锚点和锚框的候选集合映射到对应原图区域和特征图区域中，通过非极大值抑制算法NMS来搜索局部极大值，对冗余的锚框进行去冗余，获取感兴趣的特征图区域。

优选地，所述基于所述感兴趣的特征图区域，获得目标检测结果，包括如下步骤：

对所述感兴趣的特征图区域进行池化和全卷积操作，获得目标检测结果，所述检测结果包括目标分类和目标定位。

基于上述内容，本发明还公开了一种目标检测装置，包括：判断模块、提取模块、生成模块、获取模块和检测模块，其中，

所述判断模块，用于获取待检测图片，提取所述待检测图片的形状特征，基于所述形状特征完整度判断图片是否足够清晰，若是，则进入下一步；若否，则重新获取待检测图片；

所述提取模块，用于将清晰的待检测图片输入构建的特征提取网络，得到形状边缘清晰的特征图；

所述生成模块，用于将所述形状边缘清晰的特征图输入形状注意力机制引导的RPN网络寻找锚点和锚框的候选集合，并结合选择性搜索学习对应规则形状的权重，生产锚点和锚框的候选集合；

所述获取模块，用于将所述生产锚点和锚框的候选集合映射到对应原图区域和特征图区域，获取感兴趣的特征图区域；

所述检测模块，用于基于所述感兴趣的特征图区域，获得目标检测结果。

基于上述内容，本发明还公开了一种计算机设备，包括：存储器，用于存储计算机程序；处理器，用于执行所述计算机程序时实现如上述任一所述的方法。

基于上述内容，本发明还公开了一种可读存储介质，所述可读存储介质上存储有计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现如上述任一所述的方法。

基于上述技术方案，本发明的有益效果是：本发明利用形状特征完整度判断图片是否足够清晰；利用选择性搜索代替传统的滑窗搜索，产生自学习的区域形状特征融合权重，节省学习时间，并使模型更好地适应不同复杂情况下的目标检测任务；同时构建加入形状注意力机制的RPN网络，使用区域形状特征进行预测，强化模型对提取目标局部特征的学习能力。本发明能够实现轨道车厢底部复杂构件的目标识别，解决了传统目标识别算法在轨道车厢底部的复杂场景中，由于障碍物遮挡、模糊等问题导致的识别效率低，无法理解图片语义等问题，从而可应用于实际工程如轨道车辆吹扫作业等。

**附图说明**

图1是一个实施例中一种目标检测方法的应用环境图；

图2是一个实施例中一种目标检测方法的流程示意图；

图3是一个实施例中一种目标检测方法中识别过程的流程图；

图4是一个实施例中一种目标检测装置的结构框图；

图5是一个实施例中计算机设备的内部结构图。

**具体实施方式**

下面将结合本发明实施例中的附图，对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述。

本申请实施例提供的一种目标检测方法，可以应用于如图1所示的应用环境中。如图1所示，该应用环境包括计算机设备110。计算机设备110可以获取待检测图片，提取所述待检测图片的形状特征，基于所述形状特征完整度判断图片是否足够清晰，若是，则进入下一步；若否，则重新获取待检测图片；计算机设备110可以将清晰的待检测图片输入构建的特征提取网络，得到形状边缘清晰的特征图；计算机设备110可以将所述形状边缘清晰的特征图输入形状注意力机制引导的RPN网络寻找锚点和锚框的候选集合，并结合选择性搜索学习对应规则形状的权重，生产锚点和锚框的候选集合；计算机设备110可以将所述生产锚点和锚框的候选集合映射到对应原图区域和特征图区域，获取感兴趣的特征图区域；计算机设备110可以基于所述感兴趣的特征图区域，获得目标检测结果。其中，计算机设备110可以但不限于是各种个人计算机、笔记本电脑、智能手机、机器人、无人飞行器、平板电脑等设备，应用于视觉检测作业。

在一个实施例中，如图2所示，提供了一种目标检测方法，该方法包括如下步骤：

步骤1：获取待检测图片，提取所述待检测图片的形状特征，基于所述形状特征完整度判断图片是否足够清晰，若是，则进入下一步；若否，则重新获取待检测图片。

计算机设备将待检测图片转换至多尺度空间，此处采取高斯模糊对图像多尺度的特征进行模拟。N维的高斯函数表达式为：

式中，表示的是尺度因子，表示的是模糊半径，也就是核元素与模板中心之间距离。

构建高斯金字塔，以表征图像的多尺度空间，首先采取二维高斯函数（等比标准差）模板对图像开展卷积处理。在尺度下，代表的是图像表示，代表的是高斯核，代表的是输入图像函数，其卷积函数表达式是：

其中，表示尺度因子，经过大小的变化来对图像的尺度进行改变，代表的是像素点的坐标。

随后下采样图像以获得一系列堆叠的塔状结构层，并进行空间中极值点的检测，其中金字塔层的数量是由原始图像的尺寸和顶部图像的尺寸确定的。函数表达式如下：

式中，代表金字塔层的数量，和分别是原图像的大小和塔顶图像的大小。

随后进行空间中极值点的检测，对高斯金字塔中相邻尺度图像做差，其构造公式如下：

式中，在尺度下，代表的是的差分图像，代表的是高斯核，代表的是输入图像的函数，代表的是尺度因子，代表的是缩放因子。

对各像素同相邻区域中的26个点进行对比，观测上述点是否满足在同尺度域或者邻近尺度域中最值点的条件。

采取Hassion矩阵进一步去掉强边缘不稳定的相应点，并根据相邻像素梯度方向分布的特性来给特征点分配方向，其中任意点的梯度方向和大小的函数表达式为：

式中，表示的是梯度模值，代表的是相同的尺度图像内同关键点邻近的值，表示的是梯度方向。

考虑到吹扫场景中目标物多为矩形机箱、电机、圆形仪表盘、三角形各类按钮等规则形状图形。因此预先定义规则形状为三角形、圆形和矩形，最后通过描述欧氏距离，找到输出形状特征和规则形状的平均欧氏距离，根据平均欧氏距离的数量大小来判断图像特征的模糊程度。

步骤2:将清晰的待检测图片输入构建的特征提取网络，得到形状边缘清晰的特征图。

本实施例中，所述特征提取网络由特征编码层、稀疏卷积层和特征金字塔网络组成，其中，

特征编码层将输入图片按照R、G、B划分为等间距的三维通道，对每一层进行局部特征提取，将像素点转换为统一的特征表示。

所述特征编码层是一个全连接网络，它由一个线性层、一个批量归一化层(BatchNorm)和一个ReLU层组成，用于提取逐点特征，然后利用逐点特征通过逐元素最大池化操作生成局部聚合特征，最后重复聚合特征并将像素点转换为统一的特征表示；

稀疏卷积层进一步抽象特征，增大感受野并学习特征的几何空间表示，所采用的稀疏卷积层的核大小为(3,3,3)；

特征金字塔网络(FPN)从不同尺度的语义空间中聚合和拼接特征表示，得到所需要的局部深层信息特征图；

所述特征金字塔网络为探测器提供头部信息，来自特征金字塔网络的特征允许获得每个对象的形状和颜色先验；

所述特征金字塔网络的结构，包括下采样卷积层、卷积层(Conv2D)、反卷积层和连接层，每个卷积层都包含一个 BatchNorm 层和一个 ReLU 层。 其中反卷积层的内核大小取决于扩展尺度，其余所有卷积层都使用3×3的内核。

步骤3：将所述形状边缘清晰的特征图输入形状注意力机制引导的RPN网络寻找锚点和锚框的候选集合，并结合选择性搜索学习对应规则形状的权重，生产锚点和锚框的候选集合。

本实施例中，形状注意力机制需要训练大量的注意力权重，考虑到维度差异，将注意力机制分解为两个低维机制，并利用两个分支来实现它们，这两个注意力分支赋予形状特征所包围的区域更高的权重，背景区域更低的权重，以创建形状先验，为目标检测器提供先验信息。其中，每个注意力分支有三个模块组成：一个编码模块、一个类BEV注意力模块和一个垂直注意力模块，形状注意机制的输出特征图是这三个模块输出的串联。

所述编码模块用于保持原始检测器输入的特征，该特征对应于特征图的每个锚点。编码模块由一个1×1卷积层组成，输出特征图的大小为，其中是batch size，和分别是特征图的高和宽，代表通道。

所述类BEV注意力模块模仿两阶段检测器在3D目标检测中的BEV表示，为后续处理提供形状先验。根据规则形状对象在BEV中投影时占据的近似面积，基于当前锚点创建一个先验区域来包含对象，当该区域是对象的一部分时，该区域被赋予更大的权重。

所述类BEV注意力模块由两个卷积层组成，即用于特征学习的类BEV编码层和用于提供权重的类BEV注意力层。定义每个先验区域，其中,是的高度和宽度；类BEV编码特征图和类BEV注意力图的大小为，其中是batch size，，是特征图的高和宽，是通道数。定义是FPN的输出特征，表示类BEV编码层，表示类BEV注意力层，则每个anchor的类BEV注意力输出表示为：

式中，, 表示sigmoid层，操作是将特征图重塑为 ，操作指在特征通道中重复次,指逐元素乘法，的大小为。

所述垂直注意力模块用于关注对象区域，对检测范围内的物体由于视角问题产生的垂直误差进行修正。

所述垂直注意力模块包括两个卷积层，即垂直编码层和垂直注意力层。所述两个卷积层使用与类BEV注意力模块中相同的预定义区域，且具有相同的大小。定义是FPN的输出特征，和分别代表垂直编码层和垂直注意力层。对于每个anchor的垂直注意力模块可以表示为：

式中，,表示sigmoid层，操作与类BEV注意力模块相同,指逐元素乘法，的大小为。

所述RPN网络根据所得形状先验分割出各种特征补丁，并创建锚点和锚框的候选集合并结合选择性搜索学习对应形状特征的权重。由于在训练过程中面临前景和背景类之间极度不平衡的问题，对于分类任务应用了focal loss：

其中为focal loss，是标签的类的模型估计概率。和是焦点损失的参数。实验设置=0.25and=2。

对于回归任务，利用SmoothL1计算回归损失。假设一个回归框参数为，其中和是中心位置，和表示回归框的长度和宽度：

式中是锚点底部的对角线。

总损失函数为：

式中是正锚点（positive anchors）的数量，是负锚点（negative anchors）的数量， 是两个类的对数损失（对象与非对象），对应边界框回归器预测的对应类别的回归参数，是Anchor Location的数量，是小批量大小，对应真实目标的边界框回归参数。

步骤4：将所述生产锚点和锚框的候选集合映射到对应原图区域和特征图区域，获取感兴趣的特征图区域。

将生产锚点和锚框的候选集合映射到对应原图区域和特征图区域，并通过非极大值抑制算法NMS来搜索局部极大值，实现对冗余的锚框进行去冗余：

式中：为检测框的置信度因子；为检测框的置信度分数；为抑制框的置信度分数。

步骤5：基于所述感兴趣的特征图区域，获得目标检测结果。

本实施例中，将映射后的感兴趣的特征图区域输入分类网络，分类网络由softmax分类层和边框回归层组成，每个anchors回归框部分生成n个softmax输出值，softmax输出值构成的类别分布作为最后的预测结果，并定位候选区域的位置，如图3所示。

应该理解的是，虽然上述流程图中的各个步骤按照箭头的指示依次显示，但是这些步骤并不是必然按照箭头指示的顺序依次执行。除非本文中有明确的说明，这些步骤的执行并没有严格的顺序限制，这些步骤可以以其它的顺序执行。而且，上述流程图中的至少一部分步骤可以包括多个子步骤或者多个阶段，这些子步骤或者阶段并不必然是在同一时刻执行完成，而是可以在不同的时刻执行，这些子步骤或者阶段的执行顺序也不必然是依次进行，而是可以与其它步骤或者其它步骤的子步骤或者阶段的至少一部分轮流或者交替地执行。

在一个实施例中，如图4所示，提供了一种目标检测装置，包括：包括：判断模块410、提取模块420、生成模块430、获取模块440和检测模块450，其中，

所述判断模块410，用于获取待检测图片，提取所述待检测图片的形状特征，基于所述形状特征完整度判断图片是否足够清晰，若是，则进入下一步；若否，则重新获取待检测图片；

所述提取模块420，用于将清晰的待检测图片输入构建的特征提取网络，得到形状边缘清晰的特征图；

所述生成模块430，用于将所述形状边缘清晰的特征图输入形状注意力机制引导的RPN网络寻找锚点和锚框的候选集合，并结合选择性搜索学习对应规则形状的权重，生产锚点和锚框的候选集合；

所述获取模块440，用于将所述生产锚点和锚框的候选集合映射到对应原图区域和特征图区域，获取感兴趣的特征图区域；

所述检测模块450，用于基于所述感兴趣的特征图区域，获得目标检测结果。

在一个实施例中，判断模块410还用于将清晰的待检测图片转换至多尺度空间，构建高斯金字塔，对高斯金字塔中相邻尺度图像做差，对比同相邻区域中的各像素；采取Hassion矩阵去掉强边缘不稳定的相应点，根据相邻像素梯度方向分布的特性来给特征点分配方向，获得提取所述待检测图片的形状特征。

在一个实施例中，判断模块410还用于获取规则形状；通过欧氏距离计算所述形状特征和规则形状的平均欧氏距离，根据平均欧氏距离的数量大小来确定形状特征完整度。

在一个实施例中，所述特征提取网络包括特征编码层、稀疏卷积层和特征金字塔网络，其中，所述特征编码层将所述清晰的待检测图片按照R、G、B划分为等间距的三维通道，对三维通道中的每一层进行局部特征提取，将像素点转换为统一的特征表示；所述稀疏卷积层进一步抽象特征，增大感受野并学习特征的几何空间表示；所述特征金字塔网络从不同尺度的语义空间中聚合和拼接特征表示，得到形状边缘清晰的特征图。

在一个实施例中，生成模块430还用于所述形状注意力机制包括两个注意力分支，所述两个注意力分支分别用于赋予形状特征所包围的前景区域更高的权重，赋予背景区域更低的权重，以创建形状先验；RPN网络根据所述形状先验分割出各种形状特征补丁，并创建锚点和锚框的候选集合；所述结合选择性搜索学习对应规则形状的权重中，由于在训练过程中面临前景和背景区域之间极度不平衡的问题，引入了focal loss：

其中为focal loss，是标签的类的模型估计概率和 是焦点损失的参数，最后获得锚点和锚框的候选集合。

在一个实施例中，获取模块440还用于将所述生产锚点和锚框的候选集合映射到对应原图区域和特征图区域中，通过非极大值抑制算法NMS来搜索局部极大值，对冗余的锚框进行去冗余，获取感兴趣的特征图区域。

在一个实施例中，检测模块450还用于对所述感兴趣的特征图区域进行池化和全卷积操作，获得目标检测结果，所述检测结果包括目标分类和目标定位。

在一个实施例中，提供了一种计算机设备，该计算机设备可以是终端，其内部结构图可以如图5所示。该计算机设备包括通过系统总线连接的处理器、存储器、网络接口、显示屏和输入装置。其中，该计算机设备的处理器用于提供计算和控制能力。该计算机设备的存储器包括非易失性存储介质、内存储器。该非易失性存储介质存储有操作系统和计算机程序。该内存储器为非易失性存储介质中的操作系统和计算机程序的运行提供环境。该计算机设备的网络接口用于与外部的终端通过网络连接通信。该计算机程序被处理器执行时以实现一种目标检测方法。该计算机设备的显示屏可以是液晶显示屏或者电子墨水显示屏，该计算机设备的输入装置可以是显示屏上覆盖的触摸层，也可以是计算机设备外壳上设置的按键、轨迹球或触控板，还可以是外接的键盘、触控板或鼠标等。

本领域技术人员可以理解，图5中示出的结构，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。

在一个实施例中，提供了一种计算机设备，包括存储器和处理器，存储器中存储有计算机程序，该处理器执行计算机程序时实现以下步骤：

获取待检测图片，提取所述待检测图片的形状特征，基于所述形状特征完整度判断图片是否足够清晰，若是，则进入下一步；若否，则重新获取待检测图片；

将清晰的待检测图片输入构建的特征提取网络，得到形状边缘清晰的特征图；

将所述形状边缘清晰的特征图输入形状注意力机制引导的RPN网络寻找锚点和锚框的候选集合，并结合选择性搜索学习对应规则形状的权重，生产锚点和锚框的候选集合；

将所述生产锚点和锚框的候选集合映射到对应原图区域和特征图区域，获取感兴趣的特征图区域；

基于所述感兴趣的特征图区域，获得目标检测结果。

在一个实施例中，处理器执行计算机程序时还实现以下步骤：将清晰的待检测图片转换至多尺度空间，构建高斯金字塔，对高斯金字塔中相邻尺度图像做差，对比同相邻区域中的各像素；采取Hassion矩阵去掉强边缘不稳定的相应点，根据相邻像素梯度方向分布的特性来给特征点分配方向，获得提取所述待检测图片的形状特征。

在一个实施例中，处理器执行计算机程序时还实现以下步骤：获取规则形状；通过欧氏距离计算所述形状特征和规则形状的平均欧氏距离，根据平均欧氏距离的数量大小来确定形状特征完整度。

在一个实施例中，处理器执行计算机程序时还实现以下步骤：所述形状注意力机制包括两个注意力分支，所述两个注意力分支分别用于赋予形状特征所包围的前景区域更高的权重，赋予背景区域更低的权重，以创建形状先验；RPN网络根据所述形状先验分割出各种形状特征补丁，并创建锚点和锚框的候选集合；所述结合选择性搜索学习对应规则形状的权重中，由于在训练过程中面临前景和背景区域之间极度不平衡的问题，引入了focal loss：

其中为focal loss，是标签的类的模型估计概率和是焦点损失的参数，最后获得锚点和锚框的候选集合。

在一个实施例中，处理器执行计算机程序时还实现以下步骤：将所述生产锚点和锚框的候选集合映射到对应原图区域和特征图区域中，通过非极大值抑制算法NMS来搜索局部极大值，对冗余的锚框进行去冗余，获取感兴趣的特征图区域。

在一个实施例中，处理器执行计算机程序时还实现以下步骤：对所述感兴趣的特征图区域进行池化和全卷积操作，获得目标检测结果，所述检测结果包括目标分类和目标定位。

在一个实施例中，提供了一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，计算机程序被处理器执行时实现以下步骤：

获取待检测图片，提取所述待检测图片的形状特征，基于所述形状特征完整度判断图片是否足够清晰，若是，则进入下一步；若否，则重新获取待检测图片；

将清晰的待检测图片输入构建的特征提取网络，得到形状边缘清晰的特征图；

将所述形状边缘清晰的特征图输入形状注意力机制引导的RPN网络寻找锚点和锚框的候选集合，并结合选择性搜索学习对应规则形状的权重，生产锚点和锚框的候选集合；

将所述生产锚点和锚框的候选集合映射到对应原图区域和特征图区域，获取感兴趣的特征图区域；

基于所述感兴趣的特征图区域，获得目标检测结果。

在一个实施例中，计算机程序被处理器执行时还实现以下步骤：将清晰的待检测图片转换至多尺度空间，构建高斯金字塔，对高斯金字塔中相邻尺度图像做差，对比同相邻区域中的各像素；采取Hassion矩阵去掉强边缘不稳定的相应点，根据相邻像素梯度方向分布的特性来给特征点分配方向，获得提取所述待检测图片的形状特征。

在一个实施例中，计算机程序被处理器执行时还实现以下步骤：获取规则形状；通过欧氏距离计算所述形状特征和规则形状的平均欧氏距离，根据平均欧氏距离的数量大小来确定形状特征完整度。

在一个实施例中，计算机程序被处理器执行时还实现以下步骤：所述形状注意力机制包括两个注意力分支，所述两个注意力分支分别用于赋予形状特征所包围的前景区域更高的权重，赋予背景区域更低的权重，以创建形状先验；RPN网络根据所述形状先验分割出各种形状特征补丁，并创建锚点和锚框的候选集合；所述结合选择性搜索学习对应规则形状的权重中，由于在训练过程中面临前景和背景区域之间极度不平衡的问题，引入了focal loss：

其中为focal loss，是标签的类的模型估计概率和是焦点损失的参数，最后获得锚点和锚框的候选集合。

在一个实施例中，计算机程序被处理器执行时还实现以下步骤：将所述生产锚点和锚框的候选集合映射到对应原图区域和特征图区域中，通过非极大值抑制算法NMS来搜索局部极大值，对冗余的锚框进行去冗余，获取感兴趣的特征图区域。

在一个实施例中，计算机程序被处理器执行时还实现以下步骤：对所述感兴趣的特征图区域进行池化和全卷积操作，获得目标检测结果，所述检测结果包括目标分类和目标定位。

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，所述的计算机程序可存储于一非易失性计算机可读取存储介质中，该计算机程序在执行时，可包括如上述各方法的实施例的流程。其中，本申请所提供的各实施例中所使用的对存储器、存储、数据库或其它介质的任何引用，均可包括非易失性和/或易失性存储器。非易失性存储器可包括只读存储器（ROM）、可编程ROM（PROM）、电可编程ROM（EPROM）、电可擦除可编程ROM（EEPROM）或闪存。易失性存储器可包括随机存取存储器（RAM）或者外部高速缓冲存储器。作为说明而非局限，RAM以多种形式可得，诸如静态RAM（SRAM）、动态RAM（DRAM）、同步DRAM（SDRAM）、双数据率SDRAM（DDRSDRAM）、增强型SDRAM（ESDRAM）、同步链路（Synchlink） DRAM（SLDRAM）、存储器总线（Rambus）直接RAM（RDRAM）、直接存储器总线动态RAM（DRDRAM）、以及存储器总线动态RAM（RDRAM）等。

以上实施例的各技术特征可以进行任意的组合，为使描述简洁，未对上述实施例中的各个技术特征所有可能的组合都进行描述，然而，只要这些技术特征的组合不存在矛盾，都应当认为是本说明书记载的范围。

以上所述实施例仅表达了本申请的几种实施方式，其描述较为具体和详细，但并不能因此而理解为对发明专利范围的限制。应当指出的是，对于本领域的普通技术人员来说，在不脱离本申请构思的前提下，还可以做出若干变形和改进，这些都属于本申请的保护范围。因此，本申请专利的保护范围应以所附权利要求为准。



图1



图2



图3



图4



图5

本发明公开一种目标检测方法、装置、设备及存储介质。该方法获取待检测图片，提取所述待检测图片的形状特征，基于所述形状特征完整度判断图片是否足够清晰；将清晰的待检测图片输入构建的特征提取网络，得到形状边缘清晰的特征图；将所述形状边缘清晰的特征图输入形状注意力机制引导的RPN网络寻找锚点和锚框的候选集合，并结合选择性搜索学习对应规则形状的权重，生成锚点和锚框的候选集合；将所述锚点和锚框的候选集合映射到对应原图区域和特征图区域，获取感兴趣的特征图区域；基于所述感兴趣的特征图区域，获得目标检测结果。本发明可应用于实际工程如轨道车辆吹扫作业等，且能够提高检测精度、缩减运算时间、提高识别效率。

