

基于深度学习的停车场车位检测研究

邹清平 宋华宁 卢森幸

河池学院 人工智能与制造学院 广西宜州 546300

【摘要】随着城市规模的扩大和车辆数量的增加,停车位的数量和智能化水平无法满足需求。为了解决车主在寻找停车位时所面临的困难,并提高停车场内的智能化管理效率,本文提出了一种基于视频流的车位识别系统。本系统采用深度学习训练了一个目标识别模型,通过分析识别得到的数据,有效地判断了停车场内停车位的分布及其空缺状态。本论文深入阐述了识别流程设计、遥感图像的预处理技术、以及车辆目标检测模型训练等关键环节。通过实验验证,该系统能够准确识别停车位的分布,并实现车位的智能编号和空车位信息的输出。该方法在智能停车场管理中具有重要的应用价值。

【关键词】车位智能检测; 目标识别; 遥感图像预处理

【基金项目】河池学院2019年校级科研项目青年项目 一基于深度学习的停车场车位识别系统研究 [2019XJQN011]

1 引言

随着城市扩张,车辆数量急剧增加,而停车场及其智能管理却未能跟上。车主难以及时找到停车位,导致交通拥堵和尾气排放。解决方案不仅仅是增加停车位,而是优化停车场的智能管理,核心功能为车位引导和检测。目前,车位检测技术主要分为基于传感器和基于图像两类。前者需要大量传感器,布设繁琐且成本高;后者利用遥感图像,已有监控设备可实现车位检测和安全监控,具有更高的成本效益。本文主要通过处理大型停车场的遥感图像,实现车位的智能识别、编号和空车位信息的实时输出。

2 整体概述

该车辆识别系统的关键部分是使用深度学习来构建对象识别模型,以实现在线监控及管理的功能。其工作流程是在实际操作中,系统会通过编写代码的方式去调取预先训练好的识别模型,并以此对图像流里的物体进行辨识,接着根据所获得的数据信息来评估停车场的位置分布与剩余空间状况。

如图1所示,识别流程的设计详细说明如下:

- (1) 利用OpenCV库读取视频流;
- (2) 根据车位识别的需求,选择执行车位识别或直接进行空车位判断;
- (3) 优化视频流的读取过程,保存帧图像并准备输出,以便为后续识别过程做好准备;
- (4) 对遥感图像进行初步处理,然后调用已训练好的车辆识别网络模型,对帧图像进行识别,并保存识别结果;
- (5) 对识别得到的车位数据进行排序和编号处理,然

后将处理后的车位数据进行可视化展示。

通过上述流程,系统能够实现对停车场车位的实时监测和管理,提高车位利用率和车场的运营效率。

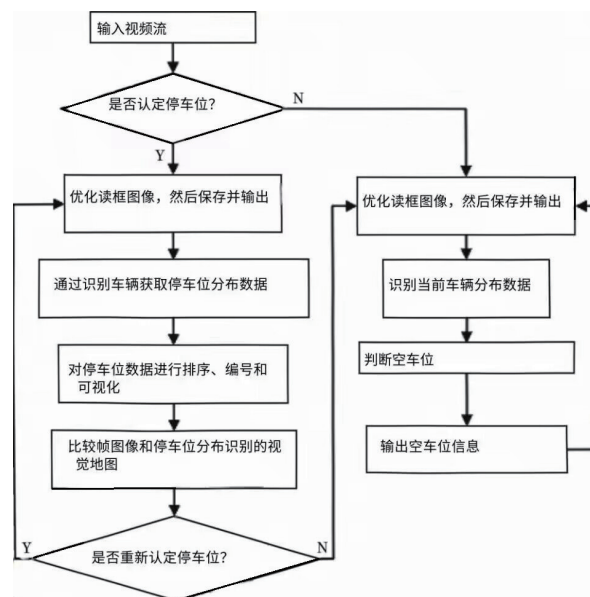


图1 车位识别流程

3 图像预处理

图像预处理是遥感应用的第一步,也是非常重要的一步。本文对遥感图像预处理主要分为以下几个步骤。

- (1) 将图像数据打包成map容器,并进行灰度化处理。

图像的灰度化处理是指将彩色图像转变为灰度图像的过程。在彩色图像中,通常包含红色(R), 绿色(G), 和蓝色(B)三个色彩分量,这三个分量共同表现出图像的色彩信息。而在灰度化的过程中,我们通过某种算法使得R, G, B三个分量的值相等或者按一定比例融合,从而得到每个像

素点的灰度值。灰度值的大小直接反映了该像素点的亮度级别，其中，灰度值较大的像素点呈现出较亮的色彩（灰度值最大为255，对应的颜色为白色），而灰度值较小的像素点则呈现出较暗的色彩（灰度值最小为0，对应的颜色为黑色）。

主要图像灰度化的算法有以下2种：

1) 最大值法：在此方法中，将彩色图像转换为灰度图像时，每个像素点的R、G、B值被设定为原始像素点的R、G、B值中的最大值，即：

$$R=G=B=\max(R, G, B) \quad (1)$$

此法得到的灰度图像亮度较高，反映了原始图像中的高亮区域。

2) 平均值法：此方法中，每个像素点的R、G、B值被设定为原始像素点的R、G、B值的算术平均值，即：

$$R=G=B=(R+G+B)/3 \quad (2)$$

这种方法产生的灰度图像比较柔和。通过实验证明，平均值法对本次任务的效果更佳，因此本文采用平均值法。原图和灰度化后的效果图2如图3所示。

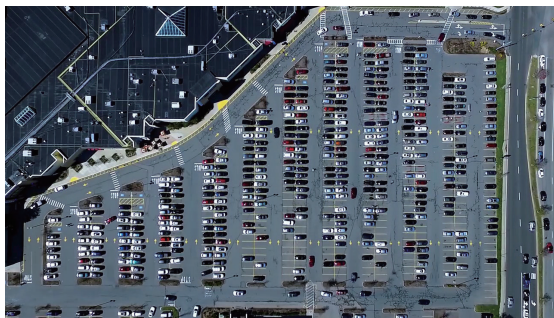


图2 原图



图3 灰度化后

(2) 对灰度图像进行边缘检测。

边缘检测是图像处理与计算机视觉中极为重要的一种分析图像的方法，在做图像分析与识别时，边缘是最重要的图像特征。边缘检测的目的就是找到图像中亮度变化剧烈的像素点构成的集合，表现出来往往是轮廓。本实验选用了一阶微分边缘算子，也被称为梯度边缘算子，来执行边缘检测任务。该算子的核心思想是利用图像边缘处的梯度阶跃特性进

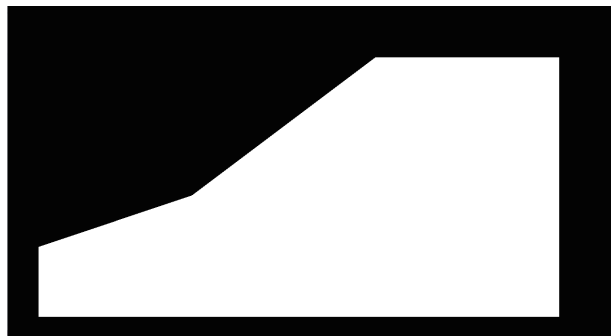
行边缘识别，即在边缘区域，图像的梯度值会达到极大。通过这种方法，我们能够准确地检测并定位图像中的边缘信息。在进行边缘检测时为了更好的过滤噪声我们还对图像进行了膨胀，腐蚀。边缘检的效果如图4所示。



图4 边缘检测的效果

(3) 轮廓提取停车场的ROI区域，缩小检测范围。

图像感兴趣区域(ROI)提取主要使用掩模来进行。掩模是二值图像，感兴趣区域的掩模值设置为255，非感兴趣区域的掩模值为0。获取掩模的方法主要有两种。方法一：使用opencv中Mat函数方法，调用Mat(Rect).setTo方法设置掩模。方法二：在全为0的原始掩模中画一个封闭区域，使用漫水填充算法填充封闭区域，将封闭区域的值都设置为255，实现掩模的提取下文对矩形、椭圆，有方向的矩形，轮廓进行提取。本文将对对轮廓提取之后的连通域做处理，过滤连通域小于一定阈值的区域，剩下的联通区域通过漫水填充算法填充封闭区域。ROI区域对车道线进行分割。效果如图5和图6所示。



5 ROI区域



如图6 漫水填充算法处理



如图7 数据集

4 模型训练

训练的数据集应是车位的信息。首先对遥感图像进行预处理，将得到的320张车位图像作为数据集。本研究中所用的车位部分图像（包括有车位和无车位的情况）如图7所展示。在这三百幅图画里，我们挑选出三十幅用于检验和二十幅用作评估。起初，我们使用LabelImg软件手动标记这三百幅图片。接着，借助Python编程语言，我们把每一副图画的标签信息转化为Tensorflow所需求的一致数据形式（即TFRecord格式的数据）。

在本研究的图像分类任务中，我们选择VGG16作为基准网络，其网络结构图如图8所示。网络的输入层接收一个维度为 $224 \times 224 \times 3$ 的彩色图像数据，表示图像的长和宽均为224，且具有3个颜色通道。在网络结构中，白色区域代表卷积层，红色区域表示池化层（采用最大池化策略），而蓝色区域则代表全连接层。在卷积层和全连接层中，我们采用了ReLU（Rectified Linear Unit）作为激活函数。总的来说，VGG16网络由13个卷积层和3个全连接层组成，形成一个深度的网络结构，以现有效的图像分类。

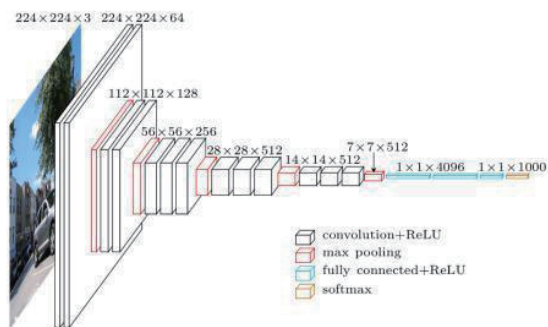


图8 采用卷积网络来提取特征

对于构建的数据集，我们在预先训练的模型设置上做了一些微调，例如类别的数目、批量的尺寸、起始的学习速率以及数据访问的路径等。在停车场所的车位识别问题上，我们的焦点并不在于汽车的多元化，而是在于车位的占有状态，所以我们都把目标分类设为“车辆”。每轮迭代之初，我们会选出一批数据来处理，这些构成了一个批次。初次批次的大小会依据数据集的大小及计算设备的能力来确定，之后则会通过损失函数与识别结果来做相应的调整。我们采用标准化的梯度下降法来训练模型。要使模

型得到训练，我们就利用了TensorFlow_Slim这个工具包，它是一个轻巧的工具包，专门用来创建、训练并评价复杂的模型。在整个模型训练的过程中，损失函数所代表的是每一次迭代时的目标函数值，包含了交叉熵损失和权重衰减两者的总体，这是评判模型表现的关键因素。

批次大小在模型训练中起着关键作用。虽然小批次的大小会带来更多的随机因素，从而引发频繁的参数调整，但也可能会降低收敛速度；而大批次则能更好地反映出全局的数据特性，有利于加速收敛过程，然而也可能陷于局部的最优解决方案中，并且对计算资源的需求也会有所提升。因此，我们在保证识别性能的同时，需要寻找一种能在时间效益与学习效用间达到均衡的方法。为此，我们将批次规模设定为24，然后开始进一步优化模型。

5 预测结果

遥感车位识别中的图像基本都是车辆的俯视图。在训练初期，观察到总损失值有轻微的增加。然而，经过约59098次的训练迭代后，总损失值在1.6左右波动，展现出平缓的趋势，表明模型达到了较为满意的识别效果。借助视频流，我们以车位满位时的车辆识别数据作为停车场车位分布的数据基础，并对车位进行了编号处理。通过图9的车位实际分布与识别结果的可视化对比，可以明显看出识别出的车位分布实际情况高度一致。

6 结论

综上所述，此车辆识别系统依赖于视像流信息，并且借助深度学习的技术来构建目标识别模型。在实际使用中，它通过编码接口调用了已训练完成的目标识别算法，从而实现对于视像流对象的识别。接着，系统会对这些识别结果进行深入研究，以便精确地确定停车场所的车位布局及剩余空间状况。上述识别过程的设计图清晰呈现出整个系统的运作步骤，涵盖了如视像流获取、车辆识别与数据解析等重要部分。借助此系统，我们能够有效地获得关于停车位使用情况的实时信息，从而为智能停车管理提供了强有力的技术支撑。

参考文献：

- [1] 武海龙. 智能化停车场综合管理系统的设计与实现[D]. 南京理工大学, 2019.
- [2] 王梨. 基于视觉分析的室内停车场车位检测算法研究[D]. 贵州民族大学, 2019.