DOI:10.20033/j.1003-7241.(2025)06-0122-04.

基于遥感技术的高速公路交通运行状态监测模型

李绍珍，李任琼

（云南省综合交通发展中心，云南 昆明 650000）

摘 要：针对现有高速公路运行监测时无法实现广域检测且小目标检测性能较低的问题，提出了一种基于遥感技术的高速公路交通运行状态监测模型。设计一种改进的卷积神经网络(convolutional neural network，CNN)网络，以多尺度特征图和多尺度上下文信息增强小目标检测性能。仿真结果表明，与快速区域卷积神经网络(faster-region based convolutional neural network，Faster-RCNN)和YOLOX(you only look once version X)相比较，所提模型具备多尺度融合特征以及多尺度上下文信息，可充分学习小目标特征，准确率(accuracy，ACC)和精度(precision，PRE)指标分别为93.57%和89.44%。

关键词：交通管理；状态监测；卷积神经网络；目标检测；多尺度

中图分类号：TP18 文献标识码：A 文章编号：1003-7241(2025)06-0122-04

Monitoring Model for Expressway Traffic Operation Status Based on Remote Sensing Technology

LI Shao-zhen, LI Ren-qiong

(Yunnan Comprehensive Transportation Development Center, Kunming 650000, China)

Abstract: In order to address the issue of inability to achieve wide area detection and low performance in small target detection during existing highway operation monitoring, a highway traffic operation status monitoring model based on remote sensing technology is proposed. An improved convolutional neural network (CNN) network is designed to enhance the performance of small object detection using multi-scale feature maps and multi-scale contextual information. The simulation results show that compared with faster-region based convolutional neural network (Faster RCNN) and you only look once version X (YOLOX), the proposed model has multi-scale fusion features and multi-scale contextual information, and can fully learn small target features. The accuracy (ACC) and precision (PRE) indicators are 93.57% and 89.44% respectively.

Keywords: traffic control; status monitoring; convolutional neural network; target detection; multiscale

0 引言

随着车辆数量的增加，交通拥堵问题已越来越严重，这不仅消耗时间资源，浪费能源，还造成恶劣的空气污染[1]。目前交通拥堵问题常发生在城市，一些没有监控系统的高速公路和乡镇道路也会出现交通拥堵。此外，交通状况变化迅速，恶劣天气、建筑工程、道路交通事故等因素往往会造成交通拥堵[2]。随着物联网、通信、大数据等技术[3-5]不断发展，可基于上述技术实现对高速公路交通拥堵的广泛监测，以及时发现突发事件造成的交通拥堵。

交通地理信息系统(geographic infor mation system for transportation，GIS-T)主要以空间信息数据库的形式呈现，存储了各地的交通信息和交通状况，并可以通过存储的信息为城市规划和交通管理提供便利。为了实现对交通拥堵的广泛监测，可利用遥感数据作为GIS-T的数据源进行拥堵分析，从而解决交通监控系统覆盖不足的问题。目前，许多学者对基于遥感数据的交通系统进行研究。文献[6]提出了一种基于图像处理技术的交通运行情况监测方法。该方法以固定摄像头图像数据为输入，基于图像处理模块对车辆信息进行定位与识别。然而对于高速公路区域，无法做到摄像头全域覆盖。文献[7]设计了一种基于无人机遥感数据的轻型的交通标志检测模型。该方法以神经网络为基础，设计了一种非对称卷积核联特征提取层，从而提高交通标志的识别精度。然而与交通标志目标不同，遥感图像中车辆目标较小且密集，典型的深度网络无法有效识别特征，从而影响检测精度。

为改善上述问题，本文提出了一种基于遥感技术的高速公路交通运行状态监测模型。考虑到遥感图像中车辆目标微小、密集的特点，设计了多尺度融合特征图和多尺度融合信息增强小目标特征学习能力，以提高遥感影像中车辆小目标检测精度。

*基金项目：云南省交通运输厅科技创新及示范项目（云交科教便[2020]22号）

收稿日期：2024-03-07

1 问题陈述

为提高GIS-T服务质量，本研究提出了一种基于遥感技术的高速公路交通运行状态监测模型，可基于遥感卫星数据预测高速公路交通运行情况，从而便于高速公路管理。所提模型和GIS-T结构关系如图1所示。可以看出，数据处理的整个过程是卫星向GIS-T提供数据，然后GIS-T对数据进行预处理，并将处理完的数据提供给所提高速公路交通运行状态监测模型完成车辆检测。之后，将检测结果再次发送给GIS-T，并由GIS-T完成状态分析并提供给客户服务，从而实现数据到服务的平滑对接。

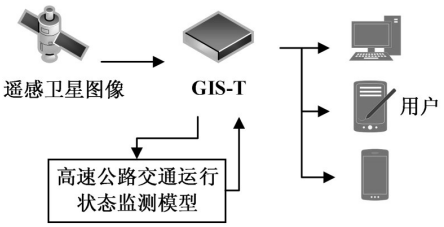


图1 所提模型和GIS-T结构关系

2 高速公路交通运行状态监测模型

基于遥感技术的高速公路交通运行状态监测模型主要任务是在遥感图像中检测车辆目标，其核心为基于计算机视觉处理遥感图像。卷积神经网络[8](convolutional neural network，CNN)因其处理速度快、精度高的特点已广泛应用于图像、信号等领域。所提基于遥感技术的高速公路交通运行状态监测模型考虑以卷积神经网络为基础，结合交通运输监控领域特点，设计了一种改进的CNN网络，从而为GIS-T交通管理服务提供支撑。

考虑到遥感图像中车辆大都为微小目标，主流的YOLO、Faster-RCNN等模型处理小目标性能有限，所提高速公路交通运行状态监测模型主要用来提高遥感图像中车辆小目标的检测性能。高速公路交通运行状态监测模型结构如图2所示。首先，将原始遥感图像切割为若干375×375的图像作为网络的输入。其次，经过多个卷积层、反卷积层和去噪层进行连接操作，最终压缩为融合的特征图。然后，利用随后的区域提议网络(region proposal network，RPN)从融合的特征图生成候补区域。最后，基于感兴趣区域(region of interest，ROI)池化层从上下文区域以及每个候补对象中将固定的相关特征向量提取出来。本研究借助压缩以及连接特征向量进行融合特征的设计工作，把它输送至接下来的完全连接层中。最后，通过完全连接层中输出分类结果。

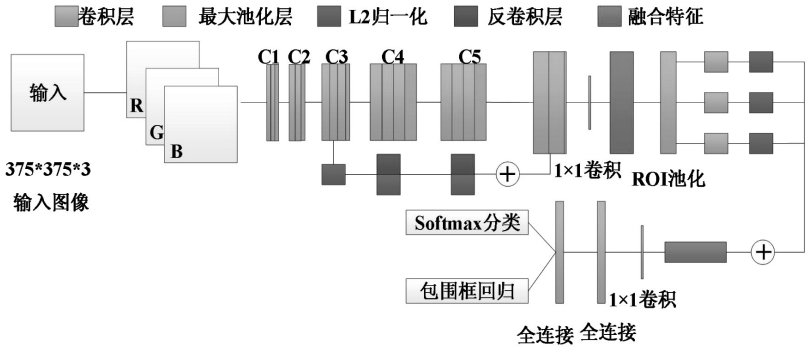


图2 高速公路交通运行状态监测模型结构

2.1 多尺度融合特征图

为了检测遥感图像中的车辆小目标，本研究设计了一个融合的特征图，可提高微小车辆目标的分辨率，从而使得特征图包含更多的语义信息，便于后续检测与定位。假定$C=\{C_i|i=1,2,\cdots,5\}$是VGG-16中输出的差异化的卷积层。各个卷积层的相应输出通道数量分别是64、128、256、512以及512。各卷积层采取的步长、卷积核以及填充大小依次设置为3×3、1和1。

首先，使用多尺度反卷积操作，向更深卷积层的输出实施相应的上采样。应重视的是，此类反卷积操作和最初的上采样操作不同。反卷积能够提供相应的一组参数，借助这些参数对深层中相关特征本身的非线性上采样进行学习。可以这样表示反卷积层的输出：$D=\{D_i|i=1,2,\cdots,5\}$，以下是D_i的定义：

$$D_i = D_e(C_i, o_i, k_i, s_i, m_i) \tag{1}$$

式中，$D_e(\cdot)$为反卷积操作；参数o_i、s_i、k_i和m_i依次代表输出通道、步长、卷积核以及填充本身的大小。

然后，融合各层特征C3、D4和D5为级联特征(concatenated feature，CF)，该特征可以定义为

$$D_5 = D_e(C_5, 256, 8, 4, 2) \tag{2}$$

不同卷积层的特征具有不同的尺度，与来自较深层的相关特征值相比，较浅层的特征值一般情况下更大。鉴于各个卷积层特征进行直连的工程中，较小的值易于在较大的值中隐藏，L2归一化是实施级联操作前的重要步骤，能够对使各个卷积层的相关特征值始终处于同样的尺度。对于级联特征中的每个特征$x=(x_1,x_2,\cdots,x_d)$，L2归一化定义如下：

$$\hat{x}=\frac{x}{\|x\|_2}=\frac{x}{\left(\sum_{i=1}^{d}|x_i|^2\right)^2} \tag{3}$$

式中，$\hat{x}$为归一化后的特征；$\|x\|_2$为特征x的L2归一化操作；d代表着通道数量的多少。

最后，为了对级联特征的相关通道数量进行压缩，采取逐点卷积实施针对性的操作$CF_{(i=3,4,5)}$。最终的融合特征图$F_{\text{map}}(i=3,4,5)$可以定义为

$$F_{\text{map}}(i=3,4,5)=C_{\text{onv}}(CF_{(i=3,4,5)},o,k,s,m)$$

式中，C_{onv}为卷积运算；参数o、k、s和m分别为输出通道、卷积核、步长和填充的大小。

2.2 多尺度上下文信息

RPN中的融合特征图旨在提高微小目标检测的分辨率和语义信息。从RPN之外的候补目标邻域提取的上下文信息可以为目标分类(例如，周围环境或目标的判别部分)提供重要提示。因此，本研究设计了一种多尺度上下文信息方法，该方法充分利用候补目标的上下文信息，从而增强模型检测性能。

令候补目标表示为$p=(p_x,p_y,p_w,p_h)$，其中(p_x,p_y)为目标的中心坐标，(p_w,p_h)为目标区域的宽度和高度。令上下文区域为$\hat{p}_i$，$\hat{p}_i$可从融合的特征图$F_{\text{map}}(i=3,4,5)$中的两个尺度计算，具体定义为

$$\hat{p}_i=\left\{(p_x,p_y,\varphi_i p_w,\varphi_i p_h)\right\},i=1,2 \tag{4}$$

式中，$\varphi_i(i=1,2)$为融合的特征图中的两个尺度。

将候补目标p及其上下文区域$\hat{p}_i$输入到ROI池化层，该池化层输出特征表示f_i，具体操作可以定义为

$$f_i=\begin{cases}P_{\text{ool}}(p),i=0\\P_{\text{ool}}(\hat{p}_i),i=1,2\end{cases} \tag{5}$$

式中，$P_{\text{ool}}(\cdot)$为ROI池化操作。

此外，由于f_i中3种特征代表着不同的尺度，本研究对各种特征表示实施了L2归一化。接下来，3个特征表示级被联成了向量K，以下是其详细定义

$$K=c_{\text{oncat}\{i=0,1,2\}}(L_2(f_i)) \tag{6}$$

式中，$c_{\text{oncat}}(\cdot)$为级联操作；⊕为级联运算符；L_2为L2归一化操作。

然后，使用1×1卷积将级联特征向量K内的通道数量压缩。最终融合特征向量F定义为

$$F=c_{\text{onv}}(K,o,k,s,m) \tag{7}$$

需注意，上下文信息并不总是有帮助的，因为其可能会给微小车辆目标检测引入无效的背景噪声。因此，所提模型中使用的逐点卷积提供了一组参数，用于学习对象特征和上下文特征之间的权重，从而削弱无效背景噪声引起的干扰。

最后，将最终融合的特征向量输入到两个完全连接层，并根据softmax计算的估计概率，其中一层输出目标类别，一层输出目标位置。

3 仿真与分析

本节对所提出的基于遥感技术的高速公路交通运行状态监测模型进行测试和验证。

3.1 数据集与实验环境

遥感数据具有覆盖范围广、可视范围大、特征清晰的特点，因此比较适合作为高速公路车辆运行状态监测检测的数据源。本研究中所用原始遥感数据均来自谷歌地球。考虑到检测时主要为高速公路车辆目标，为保证测试效果，在整个实验过程中，原始遥感图像选择具有光线较好、树木较少的大城市十字交通路口作为数据源，从而确保原始遥感图像中的车辆目标较为完整与清晰。

基于以上选取原则，本研究制作了华盛顿、北京、杭州等大型城市交通路口遥感数据集。该数据集由3 200张图像组成。接着，利用开源标注软件LabelImg对所有数据进行标注工作，从而制作高速公路车辆运行状态数据集。最终，将数据集按7:3分为训练集和测试集。数据集部分数据展示效果如图3所示。



(a) 远景 (b) 近景

图3 数据集部分数据展示效果

实验时软件环境由python 3.8+pyto rch 1.13搭建深度学习环境。硬件环境为英特尔至强银牌4216，2.1 GHz的CPU，内存为64 GB，操作系统为Ubuntu 18.04 64位，显卡为英伟达RTX3090 24G 1块。

为验证模型效果，实验时将准确率(accuracy，ACC)和精度(precision，PRE)当作相关的对比指标。准确率指的是正确分类的样本数量在所有样本数量中所占的比值。精度指的是正确检测的相关样本数在所有被检测的样本数量中所占的比值。各指标分别根据以下等式计算：

$$A_{\text{CC}}=\frac{T_{\text{P}}+T_{\text{N}}}{A_{\text{LL}}}\times 100\% \tag{8}$$

式中，A_{LL}、A_{CC}分别代表的是所有样本的总数以及准确率指标；T_{P}、T_{N}分别代表着正确检测的正、负样本分类的相应数量。

$$P_{\text{RE}}=\frac{T_{\text{P}}}{T_{\text{P}}+F_{\text{P}}}\times 100\% \tag{9}$$

式中，P_{RE}为精度指标；F_{P}为二类错误，即未检测为正样本，实际为正样本的数量。

模型训练过程中可以这样设置相关参数：初始学习

率、最大迭代次数分别设置为10^{-4}、3×10^{4}，学习率衰减倍数以及数据批量处理大小分别设置为0.1和40。

3.2 对比与分析

本节首先对比了Faster-RCNN、YOLO和本文所提高速公路交通运行状态监测模型在数据集中训练效果。考虑到YOLO(you only look once)系列算法经过多次迭代，本研究训练效果对比时选择比较经典的YOLOX算法。不同模型训练损失下降效果对比如图4所示。

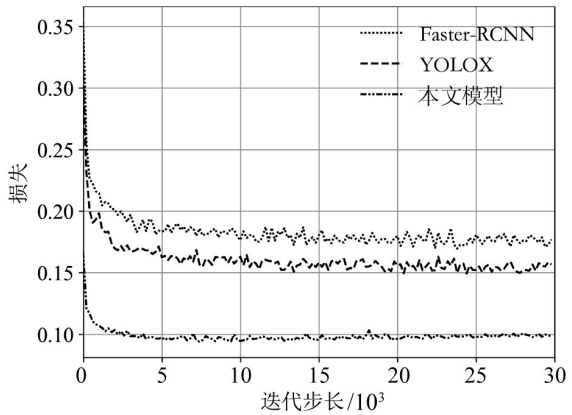


图4 不同模型训练损失下降效果

可以看出，Faster-RCNN模型性能明显低于YOLOX和所提高速公路交通运行状态监测模型。分析原因，Faster-RCNN模型由于下采样导致小目标特征丢失，因此无法有效学习车辆特征，从而造成训练效果较差。YOLOX模型引入注意力机制，可提升部分小目标检测性能，然而遥感图像中车辆小目标非常密集，这将导致小目标边缘特丢失，使得模型训练效果不高。与Faster-RCNN和YOLOX相比较，所提模型具备多尺度融合特征以及多尺度上下文信息，可充分学习小目标特征，从而使得训练效果最佳。

表1 不同模型各指标统计情况

模型	ACC	PRE
MSVM	0.696 3	0.578 1
LSTM	0.791 5	0.803 3
EDDL	0.935 7	0.894 4

接下来，对比了Faster-RCNN、YOLOX和所提模型在ACC和PRE两个指标的结果。不同模型ACC和PRE对比结果如表1所示。可以看出，Faster-RCNN在ACC和PRE两个指标的结果明显低于YOLOX和所提模型。根据前述分析，Faster-RCNN由于下采样导致丢失小目标特征，使得模型无法有效学习目标，从而造成虚警率较高，大量正样本未被正确检测。因此，Faster-RCNN模型ACC和PRE仅为69.63%和57.81%。同理，与Faster-RCNN模型相比，YOLOXACC和PRE两个指标有所提升，分别为79.15%和80.33%。与Faster-RCNN和YOLOX模型相比，所提模型ACC和PRE指标最优，分别为93.57%和89.44%。实验结果验证了所提模型的可行性和有效性，表明了所提多尺度融合特征以及多尺度上下文信息可有效提高模型检测小目标的能力。



(a) 远景 (b) 近景

图5 模型部分检测效果

图5所示为所提基于遥感技术的高速公路交通运行状态监测模型部分检测效果。综合以上分析，所提模型为GIS-T中高速公路车辆检测及状态监控的发展具有一定推动作用。

4 结束语

本文对高速公路的状态运行检测与管理问题进行了研究与分析，建立一种基于遥感技术的高速公路交通运行状态监测模型。所提基于遥感技术的高速公路交通运行状态监测模型考虑以卷积神经网络为基础，结合交通运输监控领域特点，设计了一种改进的CNN网络，从而为GIS-T交通管理服务提供支撑。实验环节，以遥感数据集对所提基于遥感技术的高速公路交通运行状态监测模型性能进行测试。所提模型可基于遥感数据实验端对端的高速公路运行状态监测，对GIS-T交通服务质量提升和智能交通管理提供一定借鉴作用。

参考文献：

[1] 徐磊.基于不同张量算法的交通拥堵识别效果对比分析[J].黑龙江交通科技，2023，46(5)：157-160.

[2] 张生瑞，连江南，焦帅阳，等.融合FCM-RBF的短时交通拥堵状态预测模型[J].重庆理工大学学报(自然科学)，2023，37(3)：12-21.

[3] 刘祖明，李杰慧，孙建平，等.新型风光抽水蓄能系统研究[J].云南师范大学学报(自然科学版)，2023，43(2)：11-14.

[4] 陈辉，李艳，林思远.大数据驱动下全接触渠道的电力客户精准画像[J].云南师范大学学报(自然科学版)，2023，43(2)：34-38.

[5] 钟建栩，余少锋，廖崇阳，等.基于云计算的电力设备智能监测系统[J].云南师范大学学报(自然科学版)，2022，42(3)：37-41.

[6] 王苗，侯洪凤.基于图像处理技术的道路监控系统设计[J].大连交通大学学报，2022，43(6)：19-24.

[7] 郭本丽.无人机遥感影像轻型交通标志实时检测方法研究[J].测绘与空间地理信息，2022，45(12)：198-201.

[8] 李闻，常秋实.基于卷积神经网络的交通工具分类系统[J].信息与电脑(理论版)，2022，34(20)：171-174.

作者简介：李绍珍(1974—)，女，本科，高级工程师，研究方向：全省公路网运行状态监测、预测预警及路网突发事件应急处置。