arXiv:2601.00344v1 [cs.CV] 1 Jan 2026

# 用于实时车辆检测、车牌识别和速度估计的智能交通监控

BruceMugizi SudiMurindanyi Olivia Nakacwa Andrew Katumba 马凯雷雷大学


## 摘要

超速行驶是造成道路死亡事故的主要因素之一，尤其是在乌干达等发展中国家，这些地区的道路安全基础设施十分有限。本研究提出了一种针对这类地区的实时智能交通监控系统，利用计算机视觉技术解决车辆检测、车牌识别和速度估计问题。研究使用测速枪、佳能相机和移动电话收集了丰富的数据集，用于训练模型。使用 *YOLOv8* 进行车牌检测，平均精度均值（*mAP*）达到 *97.9%*。对于检测到的车牌进行字符识别时，*CNN*模型的字符错误率（*CER*）为 *3.85%*，而 *Transformer*模型则将 *CER* 显著降低至 *1.79%*。速度估计采用源区域和目标感兴趣区域，取得了良好表现，误差范围为 *±10* 千米/小时。此外，研究建立了一个数据库，将用户信息与车辆检测数据相关联，从而能够通过 *Africa's Talking API* 以短信方式自动发送罚单。该系统满足了资源受限环境中的关键交通管理需求，并展现出通过自动交通执法减少道路事故的潜力，尤其适用于亟需此类干预措施的发展中国家。


## 1. 引言

每年，大量生命因违反交通法规而逝去，其中超速行驶尤为突出。根据世界卫生组织（WHO）的数据，道路交通事故每年在全球造成约119万人死亡[47, 48], , 另有2000万至5000万人遭受非致命伤害，其中大多数生活在低收入和中等收入国家 [41, 47]。多种因素会增加道路交通事故及死亡的风险，其中高速驾驶尤为显著，会同时提高交通事故发生的可能性及其严重程度 [4, 10, 38, 45]。行人死亡风险会随速度升高而急剧上升；例如，被高速行驶的车辆撞击时，死亡可能性会增加至原来的4.5倍 [23]。

非洲国家，尤其是发展中国家，尽管机动车化水平最低，交通相关死亡率却位居全球之首 [5, 33]。近几十年来，由于缺乏有效的道路安全项目，东亚、南亚和撒哈拉以南非洲等地区的道路交通伤害死亡率持续上升[5, 15]。在这些发展中国家，警察局通过有针对性的行动执行交通法规，通常使用测速枪监测超速行驶情况 [18, 25, 32]。然而，道路交通事故仍频繁发生，这些国家的道路交通伤害死亡率超过发达国家的两倍 [15, 16]。相比之下，过去十年间，发达国家实施安全项目后，交通死亡事故有所减少[5]。这一差距凸显了非发达国家制定更全面的道路交通法规并加大执法力度的必要性。有效执行超速行驶法规对于减少交通事故和死亡人数至关重要。

乌干达是东非的一个发展中国家，在交通死亡率最高的国家中排名第三，估计每10万人中有29人因汽车事故死亡；道路交通事故也是该国十大死因之一 [9, 40, 43]。乌干达警方指出，乌干达道路上的交通事故有所增加，而超速行驶是交通事故的首要原因 [18], ；根据乌干达警察部队年度犯罪报告，超速行驶是道路交通事故最主要的成因，占已登记交通事故总数的50% [24, 39]。乌干达已制定减少道路交通事故的策略，包括能力建设、提高道路安全意识、道路交通事故数据库系统数字化以及社区参与[39]。此外，道路安全有四项基本要素，通常称为4E：执法、应急、工程和教育。这些已成为全球事故预防工作的主要支柱 [1, 21, 22]。在教育方面，各类道路安全宣传活动利用视听及其他印刷媒体，并借助非政府组织提高公众意识。政府通常通过电视和广播开展各种宣传措施，分发海报、道路安全读物、道路标志和标志，以提高公众的道路安全意识 [17, 29, 31]。使用最新技术的紧迫性

随着执法力度的加强，使用最新技术检测交通违法行为并处罚违法者的需求日益迫切 [8]。在工程方面，将技术与技能相结合的高效方法有助于改进安全措施。本文利用深度学习等新兴技术来应对这一问题，旨在实现一种基于深度学习的自动开罚单系统，用于开具超速罚单。

我们提出了一种包含四个子组件的系统：车辆检测、车牌检测、速度估计和罚单生成。车辆检测通过分析帧来识别车辆；速度估计算法和车牌检测算法则利用跟踪数据估算速度，并通过光学字符识别（OCR）提取车牌字符。该系统整合各组件，生成用于记录、开罚单以及作为开具罚单依据的可视化内容的输出数据。OCR 可从图像和屏幕截图等非结构化文档中提取并识别文本。给定一张提取出的车牌图像，OCR 程序会从图像中提取文本。

## 2. 相关工作

为应对高速交通带来的诸多挑战，人们开发了大量系统，并采用各种技术来提升执法效率和道路安全。这些系统涵盖从传统方法到先进解决方案的多种形式，包括用于车辆识别的计算机视觉和实时监控算法。例如，VITRONIC 的无缝测速执法系统采用激光雷达技术，可在多车道上检测超速行为，即使交通拥堵也能正常工作 [42]。另一个例子是 Sensys Gatso Group 的固定点测速执法系统 [12]。本文献综述聚焦于近期旨在增强这些系统、改善交通管理并加强速度管制执法的研究。

### 2.1. 车辆检测与跟踪

车辆检测与跟踪在计算机视觉和智能交通系统中至关重要。为此，人们开发了多种方法。Wang 和 zhang [44] 探索了将三维激光雷达用于实时车辆检测与跟踪，通过结合传统技术与基于点云的方法，提高了城市交通场景中的精度。他们的方法在复杂条件下表现出良好的速度和准确率，优于仅基于图像的方法。Iqra Nosheen 等人 [26] 提出了一种利用斑块检测和核化相关滤波器（KCF）进行跟踪的系统。他们通过预处理技术提升了系统在不同光照条件下的准确率，在 KITTI数据集上实现了 82% 的车辆检测准确率和 86% 的跟踪准确率。Tan 等人 [37] 提出了 EfficientDet，这是一种可扩展的目标检测模型，在保持较高准确率的同时降低了计算成本。该模型在 COCO 基准测试中取得了最先进的性能，因此适用于边缘设备等资源受限环境。Zhen He 和 Hangen He [14]开发了一种用于视频监控的端到端无监督多目标检测（MOD）框架。该模型采用基于记忆的循环注意力网络（MRAN），通过最小化图像重建误差，在没有标注训练数据的情况下检测多个目标。该方法应用于 DukeMTMC 等合成数据集和真实数据集时，优于传统模型，AP 达到 87.2%。这种方法无需人工标注数据，推动了无监督视频监控和多目标跟踪的发展。

### 2.2. 车牌检测

车牌是每辆车辆独有的，且因国家而异。近年来，机器学习的进步显著提升了车牌检测方法。Kothai G. 等人 [19]提出了一种基于卷积神经网络的方法，用于检测和识别车牌。该方法通过检测车牌轮廓并应用边缘检测来提取字符。这种方法提高了实时场景中的精确度，尤其是在复杂光照条件下。A. M. Pujar 和 Poornima B. Kulkarni [28] 开发了一种基于 R-CNN 进行字符分割、并使用光学字符识别进行识别的自动车牌识别系统。该系统在恶劣天气下表现良好，在字符分割和识别方面准确率很高，因此适用于交通监控和收费站收费。Vaibhav Pandilwar 和 Navjot Kaur [27]使用 YOLO 和 OpenCV 集成了车辆检测、速度估计和车牌识别。该系统的车牌检测准确率达到 98.3%，F1 分数为 0.91%，在各种条件下均表现有效，包括部分遮挡和低照度。Omar Gheni Abdulateef 等人 [2]提出了一种基于深度卷积神经网络的车辆车牌检测与定位模型。该系统采用无锚框技术预测边界四边形，而非传统矩形，从而提高了车牌定位的准确率。通过迁移学习，该模型在 Kaggle 数据集上的车辆分类和车牌检测准确率达到 98.8%。该系统尤其适用于交通监控、收费站收费以及现实场景中的车辆分类等应用。

### 2.3. 速度估计

车辆相关速度数据对交通管理和安全执法至关重要。研究人员探索了多种方法，每种方法都对现有系统进行了改进。Singh等人 [35] 开发了一种混合深度学习模型，将卷积神经网络和长短期记忆（LSTM）网络结合起来进行速度估计。该模型最初用于风速预测，之后经过调整用于车辆速度估计，通过结合卷积神经网络的空间数据捕获能力和LSTM的时间模式识别能力，提高了预测准确率。

忆（LSTM）网络。该模型最初用于风速预测，之后经过调整用于车辆速度估计，通过结合卷积神经网络的空间数据捕获能力和LSTM的时间模式识别能力，提高了预测准确率。Eli Gilishish等人 [11] 提出了一种利用无线振动传感器在工业物联网（IIoT）系统中估计转速的方法，无需额外的机械运动学信息即可分析振动信号。该方法通过分析振动频谱中的峰值频率，在风力涡轮机等旋转机械上表现出很高的准确率。Paulo de Araujo等人 [7] 介绍了一种利用不变卡尔曼滤波器和基于深度学习的雷达系统进行车辆定位和速度估计的方法，以雷达数据取代加速度计读数，从而最大限度地减少误差累积。该方法测量前向速度，并使用深度学习去噪器校正噪声数据，实现稳健的速度估计和定位，适用于自动驾驶车辆导航。Rodríguez-Rangel等人 [30] 探讨了基于YOLO车辆检测和卡尔曼滤波的实时车辆速度估计方法。其系统使用道路旁的单目摄像机捕捉车辆速度，并利用YOLOv3进行车辆检测，同时结合卡尔曼滤波器进行跟踪。线性回归模型（LRM）的表现最佳，中心车道和最外侧车道的平均绝对误差（MAE）分别为1.694千米/小时和0.956千米/小时。该方法准确率高、计算成本低，因此适用于仅需少量基础设施的实时速度估计应用。

### 2.4. 文献空白与论文贡献

现有文献揭示了若干关键空白，尤其是在发展中国家方面。针对乌干达等地区的研究明显不足；这些地区的道路安全基础设施有限，交通死亡事故却居高不下。目前大多数系统彼此孤立，亟需将车辆检测、车牌识别和速度估计整合到统一框架中。此外，针对交通执法的实时数据利用尚未得到充分探索，而这有助于提升响应速度和执法成效。现有模型往往需要解决可扩展性问题，并适应资源匮乏环境中常见的多样化条件。最后，文献忽视了用户参与在交通执法系统中的重要性，尤其是反馈机制的作用；这类机制有望提升合规性。

本研究提出了一套专为乌干达量身打造的综合系统，为智能交通监控作出了重要贡献。该系统将车辆检测、车牌识别和速度估计整合到一个统一框架中。本研究为当地政府部门提供了可行的见解，帮助其通过聚焦于切实可行的应...

用方案来提升乌干达的道路安全，从而减少交通死亡事故。本研究还通过展示先进技术在发展中地区的有效部署，为未来研究奠定了基础。最后，研究结果向政策制定者阐明了将技术融入交通管理策略的益处，有助于营造更安全的道路环境。

## 3. 系统描述

图 1 概述了所采用的方法。系统处理输入视频以检测车辆，并在所有帧中为其标注边界框。随后识别车牌，并由算法将每个车牌与相应车辆匹配。接着将车牌发送至光学字符识别（OCR）系统进行字符识别。最后，通过变换和距离—时间计算估计车速，并与测速枪的测量结果进行比较。该集成方案有助于记录、开罚单并输出车辆画面。然而，由于缺少乌干达背景下可公开获取的速度估计和车牌检测数据集，因此收集了车辆数据以实现该系统。

### 3.1. 数据收集与预处理

数据收集工作在乌干达坎帕拉的多条公路上进行，并与当地交通警察合作，由他们指导整个操作。项目使用了三种设备来采集不同类型的数据：一台测速枪（LT1 20/20 TruCAM II）、一台佳能 EOS 5D Mark III 相机，以及一部配备1200万像素相机的移动电话，详情见表1。每种设备都有特定用途，以实现项目目标。

- **测速枪（LT1 20/20 TruCAM II）：** 该设备主要用于拍摄车辆速度的快照，作为评估的真实标签。测速枪会记录每张快照的元数据，包括序列号、时间戳、测量距离、测量速度和帧数。如图2所示，这些文件只能使用警察局提供的 TruCAM II片段查看器打开。每个片段的分辨率为 1280 x 960，包含不到八帧（约 100 毫秒）。这些详细的元数据对于将速度测量值与佳能相机拍摄的视频画面对应起来至关重要。例如，如果测速枪记录了汽车A的速度，其时间戳便提供了一个中心时间点，可据此从佳能相机的录像中提取相应的视频片段。片段总数为 407 个。

- **佳能 EOS 5D Mark III 相机：** 这台佳能相机以 .MOV格式录制高清视频，分辨率为 1920 x 1080 像素，帧率为每秒 25 帧。每段视频时长从 30 秒到 10 分钟不等，平均时长为 2 分钟。相机的主要作用是全面拍摄经过的车辆，以便随后利用测速枪拍摄的快照分析其速度。

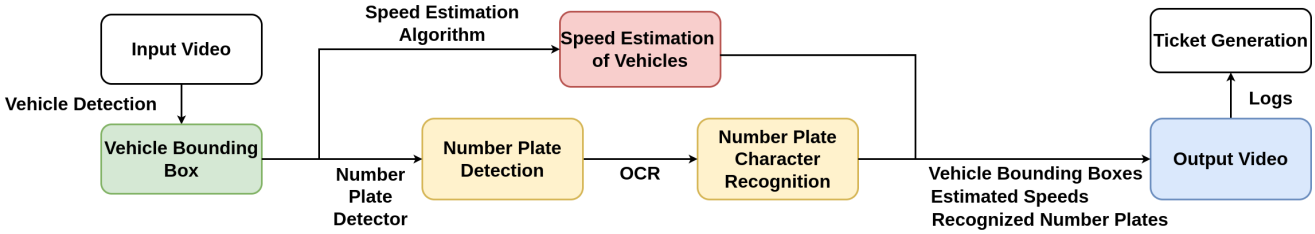



图1。 流程系统管线概览。

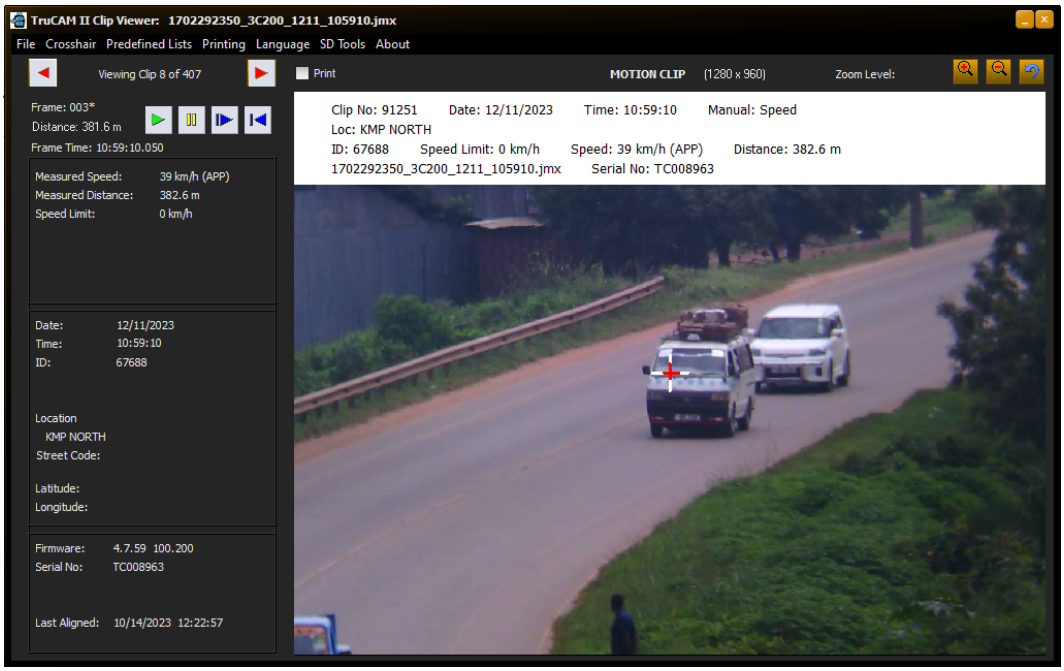



图2。 *TruCam II*片段查看器界面，显示捕获的车辆快照详情。测量速度为*39*千米/小时。

根据测速枪的时间戳剪辑录制的片段，以确保仅使用与速度估计相关的画面。共收集了 51 段视频，历时 6 小时。

- **移动电话：** 移动电话拍摄了车辆牌照的图像。与其他设备不同，移动电话拍摄的图像未用于估算速度。不过，这些图像对于创建用于训练车牌检测系统的数据集至关重要。手机的1200万像素摄像头具有足够的分辨率，可以拍摄清晰的车牌图像。此外，还从每段视频（由佳能相机拍摄）中提取包含车牌的帧，并与移动电话拍摄的图像合并，构成用于训练车牌检测器的数据集。

### 3.2. 车辆检测与跟踪

为检测车辆，我们采用了 YOLOv8。它速度快、精度高且易于使用，是一种出色的车辆检测方案。YOLO（只看一次）会将图像划分为网格，并预测边界框及其对应的概率，从而检测车辆。鉴于 COCO 数据集中包含道路车辆类别，我们直接使用 YOLOv8 执行任务，未进行微调 [36, 49]。给定一张图像，YOLOv8 会返回每个检测到的对象的边界框；随后，我们根据类别定义提取所需的边界框，并将其传递给跟踪器。对于车辆跟踪，我们最初使用 SORT [46]，但之后改用了 ByteTrack [50]，因为它会将每个检测框与对应的对象关联起来。

### 3.3. 车牌检测

要准确识别车牌，必须检测到车牌的精确位置。因此，从图像或帧中检测车牌是涉及车牌检测的系统中最关键的一步。这一步需要采用稳健的先进算法。为获得最佳效果，我们使用了两个数据集：第一个数据集包含从视频中提取的帧中截取的图像，另一个数据集则来自非非洲背景下的公开数据集。

表1. 数据收集期间使用的设备及其对应规格

| 设备 | 规格 |
| --- | --- |
| 相机 | 佳能 EOS 5D Mark III，分辨率：1920 x 1080，文件类型：.MOV，帧率：25 |
| 手机摄像头 | iPhone SE，相机：12MP，分辨率：3840 x 2160，文件类型：.MOV，帧率：60 |
| 测速枪 | LT1 20/20 TruCAM II，分辨率：1280 x 960，文件类型：.jmx |

第一个数据集包含约 475 张图像，这些图像从视频中提取的帧中裁剪而来，并经过仔细标注。我们通过利用亮度、旋转和曝光的变化进行预处理，以扩充数据集。这些处理步骤模拟了系统使用过程中可能发生的变化。完成这些处理后，我们共获得 1418 张图像。所有图像均调整为 $640 \times 640$。公开数据集约有 21173 张图像。我们将两个数据集合并，构成主数据集。我们使用尺寸为 640 x 640 的图像，在该数据集上对 YOLOv8 模型进行了 50 个训练轮次的微调。

### 3.4. 光学字符识别（OCR）

另一个阶段是字符识别。目前有许多用于识别字符和数字的技术，其中大多数专用于英文字母 [13, 34]。尽管这类算法通常能识别部分车牌，但在大多数情况下，字体变化、背景噪声、车牌格式变化及其他因素都会导致识别失败 [6]。本文采用了两种方法：基于卷积神经网络的方法和基于 Transformer 的方法。

• **卷积神经网络方法：**该方法先对图像进行预处理，将其转换为灰度图并调整为 128 x 128 像素。数据集包含约 2,430 张车牌图像。CNN模型包含用于特征提取的卷积层，具体而言，是两个采用 3x3 卷积核的 Conv2D 层，后接一个池化层。随后，将提取出的特征输入由全连接层组成的编码层。对于解码器，编码后的特征依次经过两个双向长短期记忆层。最终输出层采用了带有 Softmax 激活函数的全连接层。模型使用 Adam 优化器和自定义的连接主义时序分类（CTC）损失函数进行训练，以处理可变长度的字符序列，批量大小为 32。

• **Transformer方法：** 所用数据集约包含 1217 张图像。图像被转换为 RGB 格式，标签则经过填充，长度统一。TrOCR 处理器 [20]用于处理图像和标签的加载、预处理与编码。该方法使用视觉编码器提取图像特征，并通过序列到序列解码器生成文本。训练过程中，将处理后的图像和已编码的标签输入模型，以学习图像特征与对应车牌文本之间的映射关系。

### 3.5. 车辆速度估计

如图所示4，首先，在视频帧中定义源区域和目标感兴趣区域（ROI）。源 ROI 表示实际道路区域，而目标 ROI 是用于映射的虚拟区域。目标检测模型检测到的目标会根据置信度和类别进行筛选，然后传递给 ByteTrack，为每辆车分配唯一的跟踪器 ID。底部中心锚点从源 ROI 变换至目标 ROI，并将变换后的坐标存储在每个跟踪器 ID 对应的双端队列中。为计算速度，算法通过计算车辆在目标 ROI 内起点与终点坐标之差的绝对值，求出车辆行驶的距离。速度通过距离除以时间得出，并使用透视变换将现实世界坐标映射到虚拟空间。在感兴趣区域内估算速度，从而为每辆跟踪的车辆得出多个速度估计值。为确定单一速度值，将车辆在该路段记录到的最高速度作为估计速度。根据具体考量，算法还可以确定最高速度、众数速度或最低速度。

### 3.6. 罚单生成

前序阶段的输出会生成用于识别每辆车的元数据。这些跟踪元数据包括检测到的车牌、感兴趣区域内的估计速度、时间戳和摄像机位置。系统根据这些元数据生成报告，以分析单辆车的信息。为此，建立了一个模拟数据库，用于存储与车辆相关的用户信息。例如，用户 A 与车辆 X 及车牌 ABC123A 相关联。数据库包含用户姓名、电话号码、电子邮件、车辆详情和车牌。生成的报告用于在数据库中检索与特定车牌对应的车辆，从而匹配用户档案。根据这些信息，还可以采取进一步措施，包括开具短信罚单。为实现短信功能，系统使用 Africa’s Talking API 通过短信发送罚单。为使用短信功能，系统使用 Africa’s Talking API 通过短信发送罚单 [3]。




图3. 从视频中提取一帧用于车辆检测；随后将检测结果传入车牌检测环节，并通过识别模型提取字符。

表2. 训练轮次为50轮的车牌检测模型性能指标。

| 指标 | 验证/边界框损失 | 验证/分类损失 | 验证/分布焦点损失 | 指标/平均精度均值50-95(B) | 指标/平均精度均值50(B) |
|---|---|---|---|---|---|
| 数值 | 1.152 | 0.421 | 1.559 | 0.684 | 0.979 |

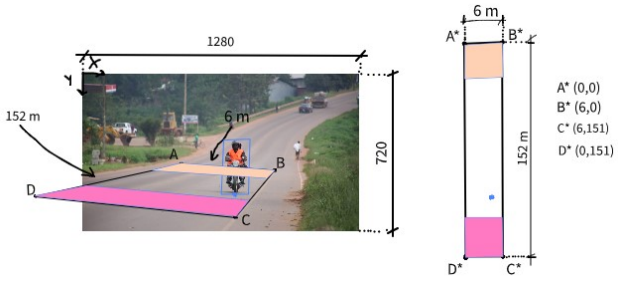



图4。 实际道路场景的源区域和目标区域。点 *ABCD* 表示拍摄到的道路路段，点 *A*B*C*D** 表示变换后的场景。这对于速度估算至关重要。

# 4. 结果与讨论

## 4.1. 车牌检测评估

车牌识别性能会直接影响后续步骤和系统效率。模型使用边界框损失、分类损失、检测损失和平均精度均值等指标进行评估。平均精度均值指标对于评估目标检测性能至关重要，因为它们量化了模型准确检测和定位目标的能力。

如表 2所示，验证框损失为 1.152，分类损失为 0.421，检测滤波器损失为 1.559。较低的分类损失表明模型在定位车牌方面表现良好。平均精度均值50为 0.979，说明模型在不同条件下均表现出色，能够在清晰条件下可靠地识别车牌。图 5 展示了损失值随时间的下降情况，表明模型有效地进行了学习。

表3. 卷积神经网络字符识别模型的性能指标。

| 参数 | 图像数量 | 训练轮次 | 评估损失 | CER |
|---|---|---|---|---|
| 数值 | 2430 | 80 | 0.206 | 0.038 |

## 4.2. 字符识别评估

### 4.2.1. 卷积神经网络方法

模型在测试集上的总体平均字符错误率（字符错误率）为 0.038。图 6 展示了卷积神经网络模型的损失曲线，其验证损失为 0.206。

卷积神经网络字符识别模型的性能指标汇总于表3中。该模型使用包含2430张图像的数据集进行训练，评估损失为0.206，字符错误率为0.038。这些指标表明模型能够有效识别字符，较低的字符错误率也印证了这一点。图7展示了一些样本预测结果。尽管该模型在训练数据上表现良好，但在未见数据上的泛化能力仍然不足，尤其是对某些字符的识别。

### 4.2.2. Transformer方法

该模型在评估集上的字符错误率为0.0145。在1217图像数据集上获得的模型指标报告于表4中。

图8展示了在包含1217张图像的数据集上训练和评估的Transformer模型的训练损失曲线和验证损失曲线。训练损失曲线呈现明显的下降趋势，而验证损失则逐渐上升。此外，

图9 展示了 Transformer 的样本预测结果，体现了其字符识别能力。

尽管每种方法都展现出令人期待的结果，但仍有一些局限性值得注意。Transformer 虽然在

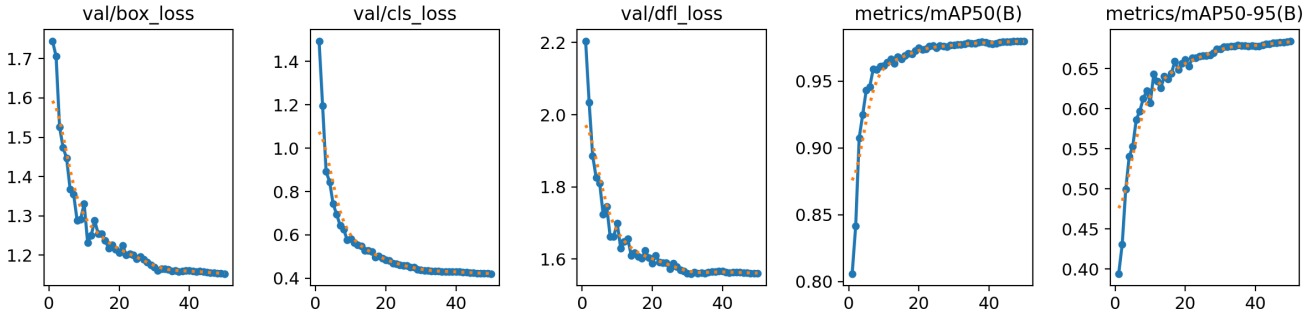



图5. 车牌检测模型在 *50* 个训练轮次中的训练曲线，展示了边界框损失、分类损失、检测滤波器损失和平均精度均值的变化。

表4. Transformer模型的性能指标。

| **指标** | 训练轮次 | Loss | 字符错误率 | 每秒样本数 | 每秒步数 |
|---|---|---|---|---|---|
| **训练** | 10.0 | 0.153 | - | 2.72 | 0.34 |
| **Eval** | - | 0.144 | 0.018 | 3.294 | 0.414 |

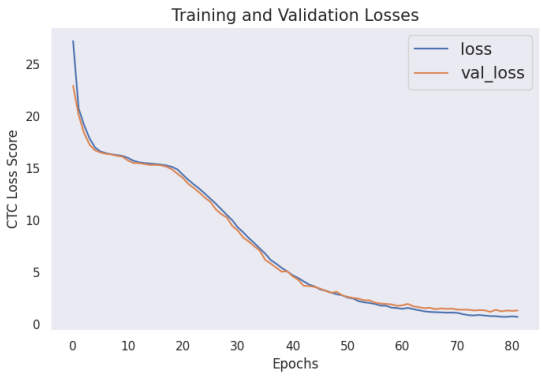



图6。 训练和验证损失曲线。该数据集包含*2430*张图像。




图8。 图像数据集上的训练和验证损失曲线。

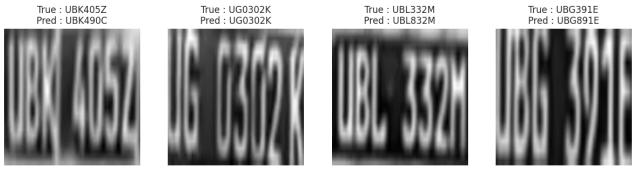


图7。 使用*CNN*模型在测试数据上得到的部分预测结果。

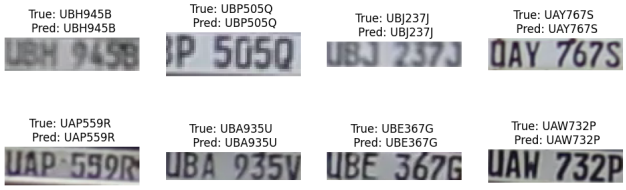


图9。 *Transformer*模型在部分图像上的预测结果。

字符识别方面表现出色，但需要云端推理或专用硬件。CNN 轻量且易于部署，但准确度不高。表5 展示了表现最佳的 CNN 和 Transformer 模型的性能指标。结果表明，Transformer 仅经过 10 次训练迭代次数，便取得了比 CNN 更低的字符错误率（0.0179）和评估损失（0.144），而 CNN

需要更多迭代次数才能达到 0.0385 的字符错误率。

### 4.3. 速度估计

速度估计结果经过与地面实测数据对比验证，显示系统性能处于合理水平。该算法成功地同时提供了多辆车辆的速度信息，但仍存在

表5. 表现最佳的卷积神经网络与Transformer模型对比。得益于注意力机制，Transformer模型所需的训练时间显著更短。

| 架构 | 迭代次数 | 数据集图像 | 字符错误率 | 评估损失 |
|---|---|---|---|---|
| **CNN** | 80 | 2430 | 0.0385 | 0.206 |
| **Transformer** | 10 | 1215 | 0.0179 | 0.144 |




(a) 显示估计速度的车辆示例图像

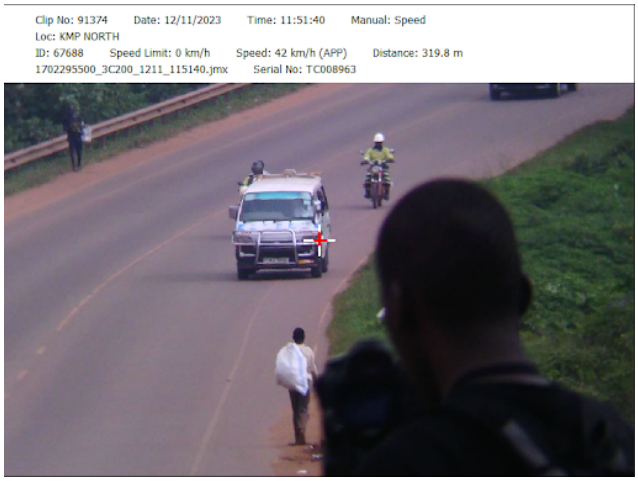



(b) 视频片段中经过完整处理的帧示例

图10. 系统输出可视化




(a) 标记为 *#5* 的车辆，标注的估计车速为 *43* 千米/小时。




(b) 同一辆车辆（*#5*）由测速枪测得的速度为 *42* 千米/小时。

图11。估计车速与测速枪测量结果的比较。

约为 ±10 千米/小时的误差范围。这表明，尽管系统能够有效估计车辆速度，但精度仍有提升空间，尤其是在不同环境条件下。

## 4.4. 系统输出

完整的车辆检测、跟踪和车牌识别流程可为交通监控生成一套全面的输出。不同模块生成的综合输出集成到一个流水线中，以支持数据驱动的决策和优化。对于每段捕获的视频，系统都会生成时长为20秒的输出视频。

图 11a 和 11b 展示了相机和测速枪拍摄到的同一辆车。两种测量结果高度吻合，这表明尽管误差范围较大，该算法在一定程度上仍具备估算车辆速度的能力。

### 4.4.1. 生成的罚单

系统使用 Africa's Talking API 无缝发送罚单详情。这种基于短信的罚单发送自动化流程简化了整体执法过程。图 12 展示了一张已开具罚单的示例。

## 5. 结论

本研究对各种模型和方法的评估凸显了计算机视觉在开发系统方面的优势，这类系统能够惠及乌干达等发展中国家。我们的系统在车牌检测方面取得了较高的平均精度均值（mAP），尤其是在理想条件下，展现了其在实时车辆跟踪中的有效性。然而，

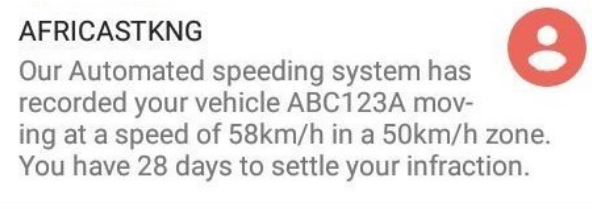



图12. 通过短信发送的示例罚单。

假阳性和漏检的出现表明仍需进一步改进。CNN模型的字符识别率具有竞争力，但在识别某些字符时表现不佳，这说明需要更全面的训练数据或对模型进行改进。相比之下，Transformer模型在准确率和训练效率方面优于CNN，但训练需要专用硬件，这可能会限制其在资源受限环境中的实际应用。速度估计算法表现出尚可的准确率，但仍存在一定误差范围，凸显了提高速度计算精度的必要性。尽管如此，将这些组件整合为统一的交通监控系统仍具有巨大潜力，尤其适用于道路安全问题依然严峻的发展中国家。乌干达等国家的交通相关死亡率居高不下，而超速行驶是其重要原因，这凸显了此类系统对于促进道路安全的重要性。

## 参考文献

[1] 4E Road Safety & Transport Consultants。4E道路安全与交通咨询公司，暂无日期。2024年9月19日。1[2] Omar Gheni Abdulateef、Abdulqadir Ismail Abdullah、Saadaldeen Rashid Ahmed 和 Mahdi Salah Mahdi。使用深度学习进行车辆车牌检测。载于*2022*年多学科研究与创新技术国际研讨会（*ISMSIT*），第288–292页。IEEE，2022年。2[3] AFRICASTKING。Africa Talking 文档。https://developers.africastalking.com/docs/sms/overview，2010年。 [访问日期：17-06-2024]。5[4] N. Alnawmasi 和 F. Mannering。提高限速对高速公路事故发生频率和严重程度的影响：考虑时间变化和不可观测异质性。《事故研究分析方法》，34:100205，2022年。1[5] AM Bachani、M Peden、G Gururaj 等。道路交通伤害，第3章。国际复兴开发银行/世界银行，第3版，2017年。1[6] Guilherme Torresan Bazzo、Gustavo Acauan Lorentz、Danny Suarez Vargas 和 Viviane P Moreira。评估光学字符识别错误对信息检索的影响。载于《信息检索进展：第*42*届欧洲信息检索研究会议，*ECIR 2020*，葡萄牙里斯本，*2020*年*4*月*14–17*日，论文集，第二部分*42*》，第102–109页。Springer，2020年。5[7] Paulo Ricardo Marques de Araujo、Mohamed Elhabiby、Sid-ney Givigi 和 Aboelmagd Noureldin。一种新颖的方法，用于陆地车辆定位：不变卡尔曼滤波器与基于深度学习的雷达速度估计。《IEEE〈智能车辆汇刊》》，8(9):4275–4286，2023。3[8] 欧盟委员会。速度执法。报告，欧盟委员会，2018。2024年9月18日。2[9] World Life Expectancy。乌干达健康概况。https://www.worldlifeexpectancy.com/country-health-profile/uganda，2020。2023年10月19日。1[10] 美国联邦公路管理局。速度与交通事故之间的关系，日期不详。访问日期： [2024, 9月 18]。1[11] Eli Gildish、Michael Grebshtein 和 Igor Makienko。基于振动的旋转速度估计，用于工业物联网。《物联网》，25:101024，2024。3[12]Sensys Gatso Group。可靠的固定式速度执法| Sensys Gatso——sensysgatso.com。https://www.sensysgatso.com/solutions-road-safety-enforcement/speed-enforcement-equipment-systems/fixed-speed-enforcement，2012。 [访问日期：26-12-2023]。2[13] Karez Hamad 和 Mehmet Kaya。光学字符识别技术的详细分析。《应用数学、电子与计算机国际期刊》，（特别刊第1期）：244–249，2016。5[14] Zhen He 和 Hangen He。利用基于记忆的循环注意力网络进行视频监控中的无监督多目标检测。《Symmetry》，10(9):375，2018。2[15] Somayeh Heydari、Adrian Hickford、Rich McIlroy、Jeff Turner 和 Abdulgafoor M. Bachani。低收入国家的道路安全：知识现状与未来方向。《可持续发展》，11(22):6249，2019。1[16] A. A. Hyder 和 M. Peden。不平等与道路交通伤害：亟须采取行动。《柳叶刀》，362 2035，2003 9401 2034 1（）：–。[17] J. B. Imokola。让公众参与道路安全报告，2024年。访问日期： [2024,9月 19]。1[18] 坎帕拉首都城市管理局。《坎帕拉2022年度道路安全报告》。年度报告，坎帕拉首都城市管理局，坎帕拉，乌干达，2022年。KCCA。1[19] G Kothai、E Povammal、S Amutha 和 V Deepa。采用新型特征提取的高效深度学习自动车牌检测方法。《计算机科学程序汇刊》，235:2822–2832，2024。2[20] Minghao Li、Tengchao Lv、Jingye Chen、Lei Cui、Yijuan Lu、Dinei Florencio、Cha Zhang、Zhoujun Li 和 Furu Wei。TrOCR：采用预训练模型的基于Transformer的光学字符识别，2022年。5[21] 印度内政部、印度政府。国家道路安全计划。报告，印度内政部、印度政府，2020年。1[22] 印度道路运输和公路部、印度政府。道路安全四大E工作组报告，日期不详。访问日期： [2024, 9月 19]。1[23] Benson Tumusiime/《Monitor》。乌干达道路交通事故两周内造成200人死亡。https://www.monitor.co.ug/uganda/news/national/crashes-on-

ugandan - roads - leave - 200 - dead - in - two - weeks-4195156，2023年4月11日。2023年10月19日。1[24] M. U. P. F. Nankinga。《2022年度犯罪报告——乌干达警察部队》。报告，乌干达警察部队，2023年。访问日期：2023年10月19日。1[25] Frank Norbury。道路警务及其对道路安全的贡献。报告，议会交通安全咨询委员会，2020年。由GEM汽车援助道路安全慈善组织提供支持，并获机动车保险人局、Jenpotik和AlcoSense额外支持。1[26] Iqra Nosheen、Aysha Naseer 和 Ahmad Jalal。利用斑块检测和核化滤波器进行高效车辆检测与跟踪。载于《2024年第5届计算科学进展国际会议（ICACS）》，第1–8页。IEEE，2024年。2[27] Vaibhav Pandilwar 和 Navjot Kaur。利用深度学习技术进行移动车辆检测和实时速度估计。载于《2023年第4届新兴技术国际会议（INCET）》，第1–5页。IEEE，2023年。2[28] AM Pujar 和 Poornima B Kulkarni。使用机器学习的自动车牌识别。载于《机器智能与数据分析应用国际会议（ICAMIDA 2022）》，第149–156页。亚特兰蒂斯出版社，2023年。2[29] 道路安全局。道路安全宣传活动，日期不详。访问日期： [2024, 9月 19]。1[30] Héctor Rodríguez-Rangel、Luis Alberto Morales-Rosales、Rafael Imperial-Rojo、Mario Alberto Roman-Garay、Gloria Ekaterine Peralta-Peñuñuri 和 Mariana Lobato-Báez。基于YOLO车辆检测的实时速度估计统计与人工智能算法分析。《应用科学》，12(6):2907，2022年。3[31] 卢旺达国家警察。非洲可持续发展背景下的更安全道路。《杂志》第005期，卢旺达国家警察，2012年。《卢旺达警察杂志》第005期。1[32] Enoch F. Sam。在发展中国家背景下，警察道路巡逻和执法的有效性如何？《人文与社会科学通讯》，9:55，2022年。1[33] Maria Segui-Gomez、Tawia Addo-Ashong、Veronica I. Raffo 和 Pieter Venter。非洲道路安全数据：为数据收集、分析和报告提出的道路安全指标最低集合。技术报告，撒哈拉以南非洲交通运输政策计划，华盛顿特区，2021年。1[34] Archana A Shinde 和 DG Chougule。OCR的文本预处理与文本分割。《计算机科学、工程与技术国际期刊》，2 812，2012 1 810 5（）：–。[35] Sarvendra Kumar Singh、SK Jha 和 Rahul Gupta。利用高效混合深度学习算法提升风速估计模型的准确率。《可持续能源技术与评估》，61:103603，2024年。2[36] Mupparaju Sohan、Thotakura Sai Ram 和 Ch. Venkata Rami Reddy。YOLOV8及其进展综述。《智能系统算法》，第529–545页，2024年。4[37] Mingxing Tan、Ruoming Pang 和 Quoc V. Le。EfficientDet：可扩展且高效的目标检测。载于《……论文集》IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议（CVPR），2020年。2[38] Paul Turyahabwa和Sudi Murindanyi。《人体活动识别与暴力检测的综合综述：探索技术、模态与跨领域知识迁移》。《数据科学与智能系统期刊》，2025年。1[39] 乌干达警察部队。《年度犯罪报告》。年度报告，市/州警察局，乌干达坎帕拉，2023年。1[40] UNIPH。《UPHB第9卷第2期文章》，2024年4月至6月。https://uniph.go.ug/category/uphb- articles- volume- 9 - issue- 2- april - june - 2024/, 2024年。UNIPH——乌干达国家公共卫生研究所。1[41] 联合国减少灾害风险办公室。《道路交通事故》，2023年。访问日期： [2024,9月 18]。1[42] VITRONIC。《无缝测速执法系统》 | VITRONIC | 概览——vitronic.com。https://www. vitronic.com/en- us/traffic-technology/ speed-enforcement, 2009年。 [访问日期：26-12-2023]。2[43] A. W. Walekhwa、F. Mulolo、C. Achiro、M. Nantongo、B. Nakazibwe和M. M. Masanza。《乌干达道路交通事故快速评估：实地记录》。《苏莱曼·哈比卜博士医学期刊》，4(4):174–181，2022年。1[44] Heng Wang和Xiaodong Zhang。《利用三维激光雷达实时检测和跟踪车辆》。《亚洲控制期刊》，24(3):1459–1469，2022年。2[45] 西澳大利亚州政府。《速度及其对道路安全的影响》，2024年。访问日期： [2024, 9月 18]。1[46] Nicolai Wojke、Alex Bewley和Dietrich Paulus。《使用深度关联度量进行简单的在线实时跟踪》，2017年。4[47] 世界卫生组织。《道路交通伤害》，2023年。访问日期：[2024,9月 18]。1[48] 世界卫生组织。《主题详情》，无日期。访问日期：[2024,9月 18]。1[49] Muhammad Yaseen。《什么是YOLOv8：深入探索新一代目标检测器的内部特征》，2024年。4[50] Yifu Zhang、Peize Sun、Yi Jiang、Dongdong Yu、Fucheng Weng、Zehuan Yuan、Ping Luo、Wenyu Liu和Xinggang Wang。《ByteTrack：通过关联每个检测框实现多目标跟踪》，2022年。4