

基于深度学习的多车道交通流量统计方法

于强^{1,2}, 李文雄^{1,2}, 刘艺腾^{1,2}, 胡晨祎^{1,2}, 张萌^{1,2}

(1. 石家庄铁道大学 河北省交通安全与控制重点实验室, 河北 石家庄 050043;

2. 石家庄铁道大学 交通运输学院, 河北 石家庄 050043)

摘要:基于目标跟踪的视频道路交通流量采集普遍存在不同程度的漏检、错检和多检等问题,为此,提出了一种综合车辆位置信息与外观信息及环境空间信息的道路交通流量采集方法。首先,识别视频帧中的车辆信息(包括车辆车型数据与位置数据等);然后,综合考虑车辆信息和环境空间信息进行车辆跟踪;最后,对跟踪结果进行统计,从而得到道路交通流量。采用多段交通视频作为测试数据,分别测试了本文算法和 SORT 算法。测试结果表明,本文算法检测的道路交通量平均误差较 SORT 算法降低了约 4%。提出的基于视频交通流量检测方法具有更好的检测效果。

关键词:交通流量统计;卷积神经网络;车辆识别;车辆跟踪

中图分类号:U495;TP391.41 **文献标志码:**A **文章编号:**2095-0373(2021)04-0117-08

随着计算机图像处理技术、计算机视觉技术快速发展,交通正朝着智慧化方向发展,智慧交通需要对交通实况进行全面感知。目前存在庞大的视频方式的交通数据,如何从视频数据中获取服务于智慧交通的信息,已成为广受关注的热点问题之一。通过交通视频,采集道路交通流量数据是其中较为重要的一项工作。

要实现交通视频中目标路段的交通流量统计,首先需要识别出视频帧中的车辆。车辆识别方法可以大致分为 2 类:传统车辆识别算法和基于深度学习的车辆识别算法。传统车辆识别算法主要包括背景差法、帧差法、光流法等,基于传统车辆识别算法形成了虚拟检测线法^[1]和虚拟线圈法^[2]等交通流量统计的方法,其基本思想为对视频帧中的像素值及其变化值判定区域内有无车辆通过,该类方法简单易行,但是无法利用像素值的深度特征,易受到场景中光线变化或其他非交通参与对象的影响,且无法对车型进行识别,性能较低,不宜采用^[3]。

基于深度学习的车辆识别算法主要包含 two-stage 模型和 one-stage 模型^[4]。two-stage 模型中经典算法主要包含:R-CNN^[5]、Fast R-CNN^[6]、Faster R-CNN^[7]和 Mask R-CNN^[8]等方法。two-stage 模型的深度学习车辆识别算法,识别结果比较准确,但其运行效率较低。one-stage 模型中较有代表性的模型为 SSD 系列^[9]、YOLO 系列^[10]等,使用 one-stage 模型的算法,对于小物体的识别不太准确,但其执行效率有明显提升。在对交通视频帧中车辆进行检测时,小物体对检测结果影响较小,而且随 YOLO 系列模型的不断进步,其性能方面已远超 SSD 算法。综合以上考虑,选用 one-stage 模型的 YOLOv4 算法识别视频帧中的车辆。

基于深度学习车辆识别算法进行交通流量统计的方法称为目标跟踪法^[11],目标跟踪法的基本思路是:首先识别视频帧中的车辆,然后对识别出的车辆对象进行跟踪,进而统计交通流量,该方法克服了虚拟检测线法和虚拟线圈法的不足,能够识别车辆的车型,并按车型统计交通流量。因此完成车辆识别之后,还应采用准确高效的目标跟踪方法跟踪车辆。

收稿日期:2021-05-31 责任编辑:车轩玉 DOI:10.13319/j.cnki.sjztdxxb.20210123

基金项目:石家庄铁道大学研究生创新资助项目(YC2021053)

作者简介:于强(1995—),男,硕士研究生,研究方向为智慧交通、深度学习。E-mail:895954188@qq.com

于强,李文雄,刘艺腾,等.基于深度学习的多车道交通流量统计方法[J].石家庄铁道大学学报(自然科学版),2021,34(4):117-124.

目前车辆跟踪方法大致可分为基于区域轮廓跟踪方法、基于运动信息跟踪方法和基于外观特征信息跟踪方法^[12]。基于区域轮廓跟踪方法的基本思想为,通过预设区域与目标车辆的轮廓形状,对视频中的车辆进行跟踪,该方法运算速度较快,但是无法应对路段内车型多样化的现状,存在车辆相互遮挡状况时效果较差,在多车道多种车辆共同存在的环境下不宜采用^[13]。基于运动信息跟踪方法基本思想是,将目标物体的运动通过粒子滤波对观测值进行校正,得到该物体的后验概率预测,运算速度较快,但是目标车辆与其他车辆存在部分或完全遮挡时,会出现目标车辆跟丢的状况,容易产生多检^[13-16]。基于外观特征信息跟踪方法的基本思想为,对目标车辆的图像进行特征提取,通过计算前后帧之间车辆的特征向量相似度进行车辆跟踪,对于车辆存在部分遮挡或遮挡后再次出现的状况也能完成车辆跟踪,但是相应算法的运算速度较慢,并且对于连续进入视频区域的同车型、同颜色的不同车辆存在编号重复的情况,容易造成漏检^[17-19]。

针对基于目标跟踪法的交通流量检测,仍然普遍存在着不同程度的车辆漏检、错检和多检的现象,本文提出了一种基于深度学习的交通流量统计方法。该方法首先使用深度学习的方式进行车辆识别,然后对车辆进行跟踪统计,如图 1 所示。车辆识别部分,采用了 YOLOv4 目标识别算法,提取视频中目标车辆的位置信息与车型信息;车辆跟踪部分,结合目标车辆的运动信息、外观信息和空间位置信息对车辆跟踪,有效降低了车辆多检、漏检的状况;交通流量统计部分,计算了检测目标车辆的车型众数,根据目标车型众数确定目标车辆的车型,防止车型被偶然识别错误而产生错误的车型统计,提高了车型统计的准确性。

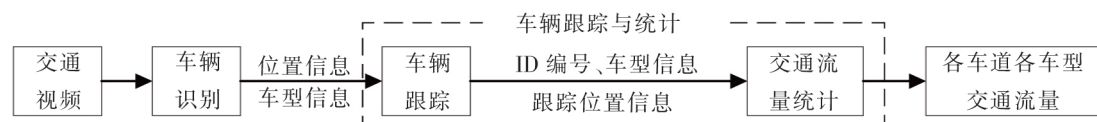


图 1 整体车辆统计框架结构

1 车辆识别

在车辆识别部分,为了实现更好的检测性能,选择了 YOLOv4 算法,YOLOv4^[20]算法是 YOLO 系列算法的较新版本,该算法模型主要由 CSP Darknet-53 卷积神经网络、Mish 激活函数、SPP 图像特征提取网络以及 PANet 特征增强网络构成,将获取的 $19 \times 19 \times 255$ 、 $38 \times 38 \times 255$ 和 $76 \times 76 \times 255$ 3 种维度特征向量传入 YOLO head 进行分类回归,并以 CIOU 作为损失函数。该检测算法具有识别精度高、速度快的优点,目前在车辆识别领域得到了较好的应用^[21-24]。

2 车辆跟踪

SORT 算法是一种经典的用于车辆跟踪的算法,其核心思想为采用卡尔曼滤波算法进行车辆运动位置信息预测,采用匈牙利算法进行车辆匹配,实现车辆跟踪的目的。由于其仅采用了车辆运动信息,因而会导致车辆跟丢的现象。为克服 SORT 算法存在的问题,对 SORT 算法进行改进。改进的 SORT 算法,首先使用卡尔曼滤波算法^[25]对目标车辆进行运动信息预测,并使用外观特征提取网络提取目标车辆的外观特征,可以有效避免目标车辆在追踪过程中被部分或完全遮挡后再次出现时会重复计数的问题;其次对跟踪车辆的环境空间位置进行约束,有效防止了视频区域内连续出现的同车型、同颜色车辆重复编号的问题。

2.1 卡尔曼滤波

卡尔曼滤波的目的是:根据上一视频帧中目标车辆的状态数据(包括位置、移动速度等),给出目标车辆在当前视频帧的状态数据。每帧目标车辆的状态向量包含 $(cx, cy, r, h, \dot{cx}, \dot{cy}, \dot{r}, \dot{h})$ 8 个量,分别表示:检测框中心点 x 坐标、 y 坐标、检测框长宽比、检测框高及其变化量。卡尔曼滤波算法由预测和参数更新 2 个过程构成,其对应的数学公式为

$$\begin{cases} \hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1} \\ P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \end{cases} \quad (1)$$

式中, $\hat{x}_{k-1}$ 为目标车辆在 $k-1$ 视频帧中的状态; $\hat{x}_k^-$ 为目标车辆在 k 视频帧中的状态预测值; A 为状态转移矩阵; Q 为估计噪声协方差矩阵; P_{k-1} 为目标车辆在第 $k-1$ 帧的状态估计协方差; P_k^- 为目标车辆在第 k

帧的状态估计协方差。 A 和 Q 均为 8×8 的矩阵。

$$\begin{cases} K_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1} \\ \hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - H \hat{x}_k^-) \\ P_k = (I - K_k H) P_k^- \end{cases} \quad (2)$$

式中, K_k 为第 k 帧卡尔曼增益; H 为状态观测矩阵; R 为观测噪声协方差矩阵, 为 4×4 的矩阵; z_k 为第 k 帧的状态观测值; $\hat{x}_k^-$ 、 P_k^- 分别为第 k 帧的状态最佳估计值、误差协方差, 且用于第 $k+1$ 帧目标车辆状态预测。完成卡尔曼滤波算法第 k 次预测后, 根据第 k 次的检测结果对参数进行更新。式(2)表示参数更新的过程。在卡尔曼滤波中, 以马氏距离表示目标车辆预测框与目标车辆检测框之间误差, 以目标车辆预测框与目标车辆检测框之间马氏距离作为卡尔曼滤波的损失函数。通过卡尔曼滤波可以由目标车辆在上一帧中的状态信息, 得到目标车辆在当前视频帧的最佳位置数据, 如果目标车辆的检测位置与最佳位置之间的距离小于阈值, 则认为是同一车辆, 否则, 认定为不同车辆。其中矩阵 A 、 Q 、 R 取值情况

$$\begin{cases} A_{ij} = \begin{cases} 1 & i=j=1, 2, \dots, 8 \\ 1 & i+j=6 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \\ Q_{ij} = \begin{cases} (h/20)^2 & i=j=1, 2, 4 \\ 10^{-4} & i=j=3 \\ (h/120)^2 & i=j=5, 6, 8 \\ 10^{-10} & i=j=7 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \\ R_{ij} = \begin{cases} (h/20)^2 & i=j=1, 2, 4 \\ 10^{-2} & i=j=3 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

式中, h 为检测框高度。

2.2 车辆外观特征提取

仅使用运动信息进行车辆跟踪时, 若目标车辆被大型车辆或其他物体长时间部分或完全遮挡, 会导致 ID-switch 现象, 即同一车辆因长时间未能匹配, 算法会赋予同一目标车辆一个新的 ID 编号, 出现 ID-switch 现象, 如图 2 所示, 可能造成多检或“车辆跟丢”的情况。

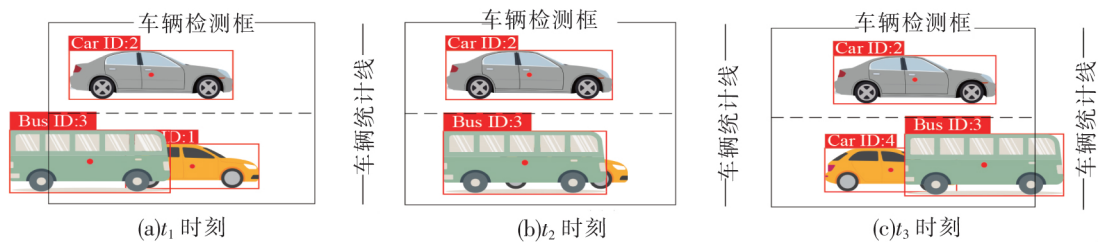


图 2 ID-switch 现象

因此, 在基于运动信息进行车辆跟踪的基础上加入外观信息, 即通过神经网络提取视频帧中目标车辆的外观信息, 得到可代表视频帧中目标车辆的 128 维特征向量^[26]。将提取到的特征向量与历史帧中目标车辆提取的特征向量计算余弦距离, 判断两特征向量的相似程度, 并采用余弦距离作为损失函数, 从而确定两车是否为同一车辆, 以减少车辆被长时间遮挡后发生的 ID-switch 现象, 从而降低了车辆被多检的可能。

2.3 基于空间位置区别不同车辆

由于对目标车辆进行外观信息匹配时, 在算法设置的时间阈值内同车型、同颜色的车辆 (不考虑车牌信息) 交替驶入视野内, 可能会被跟踪算法再次赋予相同的 ID 编号, 导致漏检现象, 如图 3 所示。

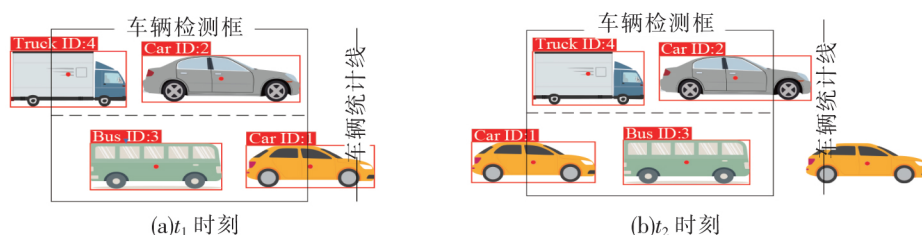


图 3 漏检现象示意图

为了防止车辆 ID 编号的重复出现,在车辆 ID 编号分配机制中加入车辆行进方向的方向向量的判断,使得车辆仅能沿车辆行进方向获得编号。在实验过程中发现,某一车辆即使处于静止状态,在相邻两帧之间由于目标车辆的光线角度或其他原因,通过目标识别算法可能会形成在相邻帧之间检测框抖动现象,产生车辆检测中心点位置“向后移动”的假象。

针对此现象,截取了车辆在等候红灯期间视频,通过记录同一车辆检测框中心点的位置信息,计算每帧视频间车辆检测框中心点的抖动像素距离。在这些数据中随机选取 20 万个数据,求得其 95% 分位数为 4.031,将阈值设定为 5 像素。因此当算法设置的时间阈值内同车型、同颜色的车辆(不考虑车牌信息)交替驶入视野时,如果其检测中心点位置与历史帧中相似车辆的中心点检测位置构成向量与车辆行进方向向量相反,且超过车辆检测框抖动阈值时,将损失函数矩阵中相应值设置为极大值,从而判断其为一辆新出现的车辆,将其赋予新的 ID 编号,如图 4 所示。

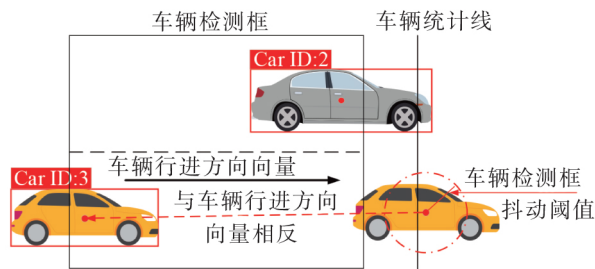


图 4 设置阈值防止漏检示意图

2.4 匈牙利算法

根据相邻两帧中目标车辆的运动信息与外观信息误差值矩阵,可以实现将第 k 帧中车辆跟踪结果和第 $k+1$ 帧中检测车辆结果进行关联。采用匈牙利算法可以将关联问题转化为最大值匹配问题^[27],将第 k 帧中有且仅有一个最优结果与第 $k+1$ 帧相匹配。如果存在多余的检测框或者跟踪框,可以通过设置虚拟值,将多余检测框标记为待跟踪,将多余的跟踪框标记为目标消失并删除跟踪器,从而实现车辆 ID 编号分配。

$$\begin{aligned} \min z &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij} \\ \text{s. t. } &\begin{cases} \sum_{i=1}^n x_{ij} = 1 & j = 1, 2, \dots, n \\ \sum_{j=1}^n x_{ij} = 1 & i = 1, 2, \dots, n \\ x_{ij} = 0 \text{ or } 1, c_{ij} \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (4)$$

式中, c_{ij} 为损失函数值; x_{ij} 为匹配结果矩阵,取值为 0 表示检测与跟踪未匹配,反之匹配。

2.5 优化后的车辆跟踪算法流程设计

优化后的车辆跟踪算法框架结构如图 5 所示。首先,将检测框与历史跟踪框进行空间位置预测和外观特征的相似度对比,得到损失函数矩阵;其次,将检测位置中心点与历史车辆跟踪中心点构成的向量,与车辆行进方向进行对比,同时将中心点距离与窗口抖动阈值进行对比,如果中心点向量方向与车辆行进方向相反且中心点距离超过窗口抖动阈值,则对应损失函数矩阵中数值置为极大值,否则将预测与跟踪进行匹配;最后,未匹配的检测将被赋予新的 ID 编号,未匹配的跟踪若未超过时间阈值则将其列为历史车辆跟踪,否则删除。

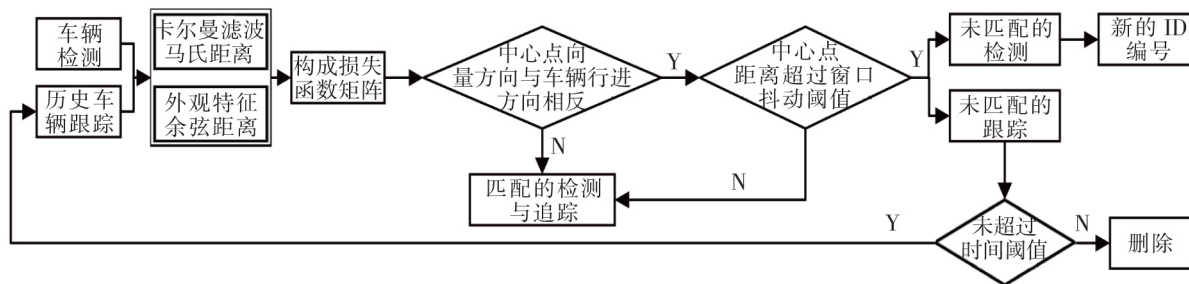


图5 优化后的车辆跟踪算法框架结构

通过对视频中车辆的进行检测跟踪,发现本文提出方法对车辆部分或完全遮挡后再识别并跟踪的效果有一定提升。图6为检测跟踪过程中的视频截图,分别选取了其中的第3962帧、第4032帧和第4044帧进行对比(由于2个算法运行过程中对车辆检测与跟踪的差异,导致视频帧中相同车辆的编号不一致),通过图6中公交车后方白色汽车的ID编号变化可知,本文算法能够在白色汽车被遮挡后再次出现时,将其之前的ID编号赋予白色汽车,而SORT算法则是对该白色汽车进行重新编号。

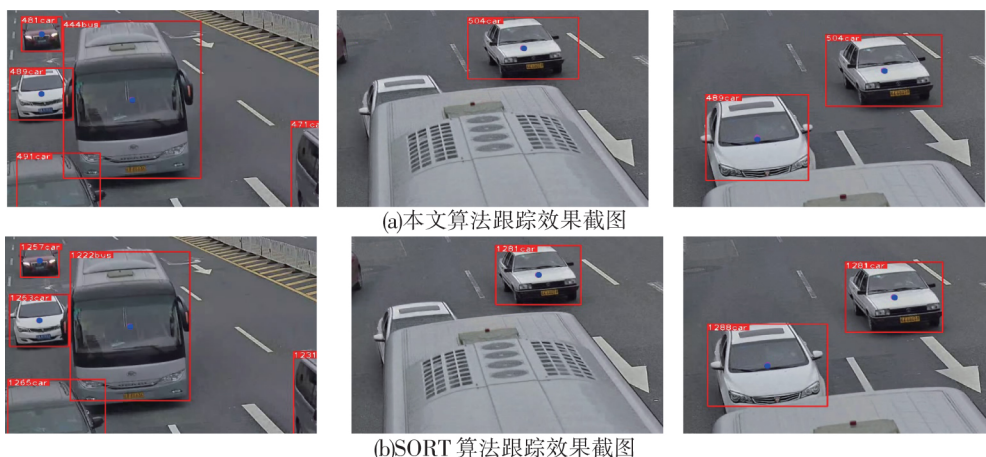


图6 相同视频帧下算法跟踪效果对比图

3 交通流量统计

车辆统计模块的主要作用是统计过往车辆的数量与车型,目前的交通流量统计方法中由于检测ROI位置或道路交通监控视频角度等原因,导致一些车辆在某些位置被错误识别为其他类型车辆,在计数机制中将该车辆统计为错误的车辆类型,导致错检。因此在交通流量统计阶段采用了不断记录目标车辆的车辆类型,最终返回车辆类型的众数,从而减少错检的方法。其统计过程:当车辆中心点坐标在车辆统计框内时,算法保存每帧目标车辆的ID编号和车型,生成数据字典。当车辆中心点坐标通过车辆统计线时,算法返回目标车辆的ID编号与在数据字典中记录车型的众数,并在交通流量统计数据内进行展示,得到更准确的结果,防止误检。车辆检测框与车辆统计线位置如图7所示,当车辆由车道的检测框驶向统计线的过程中,允许车辆存在换道行为,仅统计其驶离车辆统计线的车道,由此可以获得该路口某车道的截面交通流量。

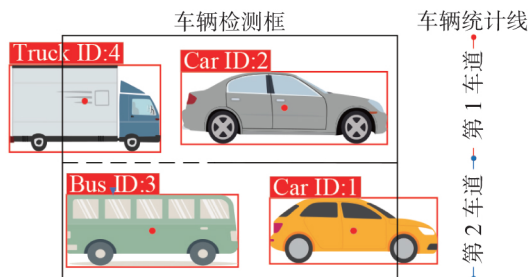


图7 车辆统计线获取不同车道交通流量示意图

4 实验结果与分析

实验环境为 Windows 10 操作系统和 GeForce RTX 2060 显卡,验证数据采用 Open ITS 提供的合肥

市黄山路与科学大道交叉口西进口靠近道路中心线的 3 车道交通视频。为保证数据具有代表性,选取了不同天气下的 19 段视频数据,其中视频 1~11 为晴天路况(其中视频 1~2 为该路段中交通流量较大时段)、视频 12~15 为阴雨天路况、视频 16~19 为夜间路况,不同天气路况下视频截图如图 8 所示。



图 8 不同天气路况视频

对每段视频的前 5 min 进行检测。第 1 步,打开根据本文算法设计的交通流量检测系统,导入视频路径并输入相应实验所需参数;第 2 步,根据图像预览效果调整实验参数;最后,根据导出视频结果,进行交通流量统计并与该检测方法检测结果进行对比。多车道交通流量检测系统执行过程截图见图 9。实际道路车辆统计结果、本文算法检测道路交通流量与 SORT 算法检测道路交通流量对比见表 1,同时可以计算该交通流量检测算法统计各车型交通流量的加权平均绝对误差百分比。

$$\text{WMAPE} = \frac{|y_{\text{car}} - \hat{y}_{\text{car}}| + |y_{\text{truck}} - \hat{y}_{\text{truck}}| + |y_{\text{bus}} - \hat{y}_{\text{bus}}|}{y_{\text{car}} + y_{\text{truck}} + y_{\text{bus}}} \times 100\% \quad (5)$$

式中, y 为实际道路车辆统计结果; $\hat{y}$ 为算法检测道路交通流量。

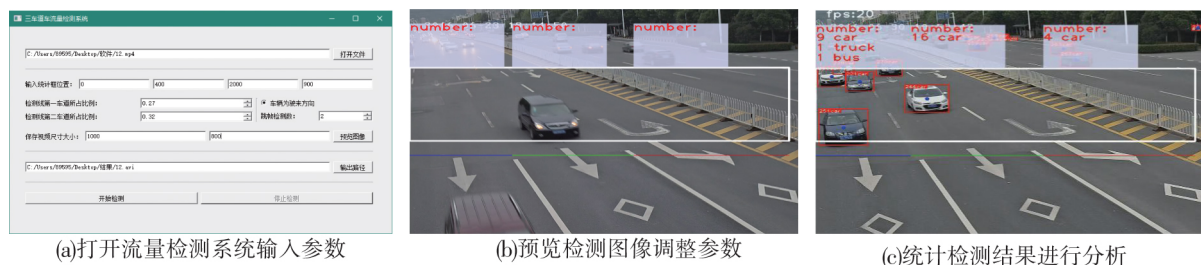


图 9 多车道交通流量检测系统执行过程

表 1 实际道路车辆统计结果/本文算法检测道路交通流量/SORT 算法检测道路交通流量

视频	第 1 车道				第 2 车道				第 3 车道			
	SUM-1	car-1	truck-1	bus-1	SUM-2	car-2	truck-2	bus-2	SUM-3	car-3	truck-3	bus-3
1	70/70/67	66/65/60	1/2/4	3/3/3	74/74/72	72/71/69	2/3/3	0/0/0	10/9/9	9/8/9	1/1/0	0/0/0
2	75/75/73	72/72/70	0/0/0	3/3/3	81/81/79	80/80/78	1/1/1	0/0/0	9/8/8	9/8/8	0/0/0	0/0/0
3	36/37/37	34/36/36	1/0/0	1/1/1	33/34/31	32/32/31	1/2/0	0/0/0	2/2/2	2/2/2	0/0/0	0/0/0
4	35/37/36	34/36/35	1/1/0	0/0/1	38/34/33	36/33/32	2/1/1	0/0/0	11/12/12	11/11/11	0/1/1	0/0/0
5	39/39/38	37/37/37	2/2/1	0/0/0	39/38/37	35/35/37	4/3/0	0/0/0	12/13/12	11/11/10	0/1/1	1/1/1
6	40/40/38	38/37/35	1/2/2	1/1/1	42/42/42	41/41/41	1/1/1	0/0/0	6/6/6	5/5/5	1/1/1	0/0/0
7	42/42/37	40/40/37	2/2/0	0/0/0	40/40/39	39/39/37	1/1/2	0/0/0	1/1/1	1/1/1	0/0/0	0/0/0
8	40/40/39	38/38/37	2/2/2	0/0/0	37/37/36	35/35/35	2/2/1	0/0/0	9/9/9	9/9/9	0/0/0	0/0/0
9	33/33/30	30/29/27	2/3/2	1/1/1	44/43/40	42/40/38	2/3/2	0/0/0	5/5/5	5/5/5	0/0/0	0/0/0
10	36/38/38	33/35/35	1/1/1	2/2/2	42/40/39	41/38/37	1/2/2	0/0/0	7/7/7	6/6/6	1/1/1	0/0/0
11	37/38/37	34/34/33	2/3/3	1/1/1	37/37/35	35/35/32	2/2/3	0/0/0	8/8/8	8/8/8	0/0/0	0/0/0
12	35/35/32	35/35/32	0/0/0	0/0/0	38/40/38	38/39/36	0/1/2	0/0/0	4/4/4	4/4/4	0/0/0	0/0/0
13	26/26/22	25/25/22	1/0/0	0/1/0	24/24/22	23/23/21	1/1/1	0/0/0	11/11/12	11/11/11	0/0/1	0/0/0
14	41/39/39	40/39/38	0/0/0	1/0/1	39/38/37	38/36/35	1/2/2	0/0/0	6/6/6	6/6/6	0/0/0	0/0/0
15	40/40/39	40/40/39	0/0/0	0/0/0	37/37/37	36/36/36	1/0/0	0/1/1	6/7/5	6/7/5	0/0/0	0/0/0
16	32/31/28	29/29/26	2/1/1	1/1/1	38/38/37	38/38/37	0/0/0	0/0/0	3/3/3	3/3/3	0/0/0	0/0/0
17	33/32/29	32/31/28	0/0/0	1/1/1	34/32/30	34/32/30	0/0/0	0/0/0	5/4/4	5/4/4	0/0/0	0/0/0
18	36/36/34	35/36/33	1/0/0	0/0/1	39/38/35	37/37/34	2/1/1	0/0/0	4/3/3	4/3/3	0/0/0	0/0/0
19	36/37/35	34/35/33	1/1/0	1/1/2	32/30/29	32/30/29	0/0/0	0/0/0	1/1/1	1/1/1	0/0/0	0/0/0

本文统计结果与 SORT 算法统计结果对比见图 10。

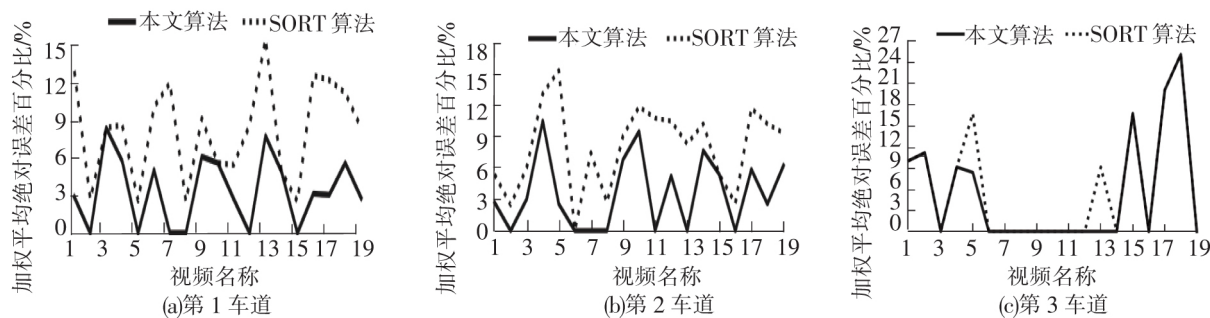


图 10 交通流量识别结果加权平均绝对误差百分比进行对比

通过图 10 可以看出,第 1 车道与第 2 车道加权平均绝对误差百分比浮动较小,第 3 车道加权平均绝对误差百分比浮动较大,究其原因第 3 车道为该进口车道的左转车道,车流量较少,使得其基数较小,在交通流量统计过程中有少量统计偏差时,对其统计结果会产生较大波动。将本文算法与 SORT 算法在各个视频文件中的加权平均绝对误差百分比求得平均值,可以更加准确地反映本文算法的效果,见表 2。从表 2 中可以看出,在交通流量较大的第 1 车道与第 2 车道中,本文算法将交通流量识别结果加权平均绝对误差的平均值降低了约 4.4%;在车流量较小的第 3 车道,本文算法将交通流量识别结果加权平均绝对误差的平均值降低了约 0.9%。

表 2 交通流量识别结果加权平均绝对误差百分比平均值 %

算法	第 1 车道	第 2 车道	第 3 车道
本文算法	3.33	3.59	5.27
SORT 算法	8.15	8.05	6.19

5 结束语

在 YOLOv4 车辆识别框架下,提出了融合车辆运动信息、外观信息和空间位置信息的车辆跟踪算法,并提出了一种交通流量统计方法。通过计算本文算法与 SORT 算法对于视频中交通流量的加权平均绝对误差百分比,结果表明本文提出的方法可以较为准确地进行交通流量统计,有效减少了 SORT 算法在交通流量统计中的多检、漏检情况,具有一定实际应用价值。

参 考 文 献

- [1]郁梅,蒋刚毅,郁伯康.智能交通系统中的计算机视觉技术应用[J].计算机工程与应用,2001,37(10):101-103,121.
- [2]计文平,郭宝龙,丁贵广.基于虚拟线圈的光流法车流量检测[J].计算机仿真,2004,21(1):109-110,117.
- [3]常志国,李晶,胡云鹭,等.基于视频的车流量统计算法[J].计算机系统应用,2016,25(7):187-191.
- [4]李明熹,林正奎,曲毅.计算机视觉下的车辆目标检测算法综述[J].计算机工程与应用,2019,55(24):20-28.
- [5]Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway NJ:[s. n.], 2014: 580-587.
- [6]Girshick R. Fast r-cnn[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway NJ:[s. n.], 2015: 1440-1448.
- [7]Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[C]//IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. Piscataway NJ:[s. n.], 2016: 1137-1149.
- [8]He K, Gkioxari G, Dollár P, et al. Mask r-cnn[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway NJ:[s. n.], 2017: 2961-2969.
- [9]Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. Ssd: Single shot multibox detector[C]//European Conference on Computer Vision. Berlin German:[s. n.], 2016: 21-37.
- [10]Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway NJ:[s. n.], 2016: 779-788.

- [11]张冬梅, 卢小平, 张航, 等. 一种基于无人机视频影像的车流量统计算法[J]. 遥感信息, 2020, 35(1): 142-146.
- [12]尹宏鹏, 陈波, 柴毅, 等. 基于视觉的目标检测与跟踪综述[J]. 自动化学报, 2016, 42(10): 1466-1489.
- [13]赖见辉, 王扬, 罗甜甜, 等. 基于 YOLO-V3 的侧视视频交通流量统计方法与验证[J]. 公路交通科技, 2021, 38(1): 135-142.
- [14]任珈民, 宫宁生, 韩镇阳. 基于 YOLOv3 与卡尔曼滤波的多目标跟踪算法[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(5): 169-176.
- [15]Tiwari J, Deshmukh A, Godepure G, et al. Real time traffic management using machine learning[C]//2020 International Conference on Emerging Trends in Information Technology and Engineering (ic-ETITE). Piscataway NJ:[s. n.], 2020: 1-5.
- [16]Li Z, Chen Y, Yin Z. Vehicle tracking fusing the prior information of Kalman filter under occlusion conditions[J]. SN Applied Sciences, 2019, 1(8): 1-11.
- [17]周苏, 支雪磊, 林飞滨, 等. 基于车载视频图像的车辆检测与跟踪算法[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2019, 47(S1): 191-198.
- [18]李震霄, 孙伟, 刘明明, 等. 交通监控场景中的车辆检测与跟踪算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(8): 103-111.
- [19]曾珊珊, 李波. 融合改进 YOLOv2 网络的视觉多目标跟踪方法[J]. 小型微型计算机系统, 2020, 41(12): 2601-2606.
- [20]Bochkovskiy A, Wang C Y, Liao H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[EB/OL]. [2021-03-10]. <https://arxiv.org/pdf/2004.10934>.
- [21]查伟伟, 白天. 公路视频实时车辆检测分类与车流量统计算法[J]. 信息技术与网络安全, 2020, 39(3): 62-67, 72.
- [22]汪辉, 高尚兵, 周君, 等. 基于 YOLOv3 的多车道车流量统计及车辆跟踪方法[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(2): 42-46.
- [23]刘磊. 基于 YOLO 网络的智能交通车流量统计研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2019.
- [24]许小伟, 陈乾坤, 钱枫, 等. 基于小型化 YOLOv3 的实时车辆检测及跟踪算法[J]. 公路交通科技, 2020, 37(8): 149-158.
- [25]Bewley A, Ge Z, Ott L, et al. Simple online and real time tracking[C]//2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Piscataway NJ:[s. n.], 2016: 3464-3468.
- [26]Wojke N, Bewley A, Paulus D. Simple online and real time tracking with a deep association metric[C]//2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Piscataway NJ:[s. n.], 2017: 3645-3649.
- [27]付宏博. 车载视频动态车辆实时检测与跟踪方法研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2019.

A Statistical Method of Multi-Lane Traffic Flow Based on Deep Learning

Yu Qiang^{1,2}, Li Wenxiong^{1,2}, Liu Yiteng^{1,2}, Hu Chenyi^{1,2}, Zhang Meng^{1,2}

(1. Key Laboratory of Traffic Safety and Control of Hebei Province,

Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China;

2. School of Traffic and Transportation, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: The methods of collecting traffic flow on video channel based on target tracking generally have some problems, such as missing detection, error detection and multiple detection. For this reason, this paper presented a method of collecting road traffic flow which combined vehicle location information with appearance information and environmental spatial information. Our method first identified the vehicle information (including vehicle type data and location data) in the video frame, then combined the vehicle information and environmental spatial information for vehicle tracking, and finally made statistics on the tracking results to get the road traffic flow. In this paper, multi-segment traffic video was used as test data, and the algorithm and SORT algorithm were tested respectively. The test results show that the average error of road traffic detected by our method is about 4% lower than that of SORT algorithm. The video traffic detection method proposed in this paper has better detection results.

Key words: traffic statistics; convolutional neural networks; vehicle recognition; vehicle tracking