



# 智能系统学报

CAAII TRANSACTIONS ON INTELLIGENT SYSTEMS

## 改进光流法和GMM融合的车辆实时检测算法研究

陈立潮, 解丹, 曹建芳, 张睿

引用本文:

陈立潮, 解丹, 曹建芳, 等. 改进光流法和GMM融合的车辆实时检测算法研究[J]. 智能系统学报, 2021, 16(2): 271–278.

CHEN Lichao, XIE Dan, CAO Jianfang, et al. Research on vehicle real-time detection algorithm based on improved optical flow method and GMM[J]. *CAAII Transactions on Intelligent Systems*, 2021, 16(2): 271–278.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201907051>

## 您可能感兴趣的其他文章

### 深度自编码与自更新稀疏组合的异常事件检测算法

Abnormal event detection method based on deep auto-encoder and self-updating sparse combination

智能系统学报. 2020, 15(6): 1197–1203 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202007003>

### 基于特征融合及自适应模型更新的相关滤波目标跟踪算法

Correlation filter target tracking algorithm based on feature fusion and adaptive model updating

智能系统学报. 2020, 15(4): 714–721 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201803036>

### 基于反卷积和特征融合的SSD小目标检测算法

SSD small target detection algorithm based on deconvolution and feature fusion

智能系统学报. 2020, 15(2): 310–316 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201905035>

### 多层卷积特征的真实场景下行人检测研究

Research on pedestrian detection based on multi-layer convolution feature in real scene

智能系统学报. 2019, 14(2): 306–315 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201710019>

### 一种多层特征融合的人脸检测方法

Face detection method fusing multi-layer features

智能系统学报. 2018, 13(1): 138–146 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201707018>

### 流形排序的交互式图像分割

Interactive image segmentation based on manifold ranking

智能系统学报. 2016, 11(1): 117–123 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201505037>

 微信公众平台



关注微信公众号, 获取更多资讯信息

DOI: 10.11992/tis.201907051

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20200715.1800.008.html>

# 改进光流法和 GMM 融合的车辆实时检测算法研究

陈立潮<sup>1</sup>, 解丹<sup>1</sup>, 曹建芳<sup>1,2</sup>, 张睿<sup>1</sup>

(1. 太原科技大学 计算机科学与技术学院, 山西 太原 030024; 2. 忻州师范学院 计算机科学与技术系, 山西 忻州 034000)

**摘要:** 针对传统光流算法受光照影响较大和在不同场景中检测效果差别较大等问题, 提出一种改进的光流法与混合高斯背景模型相融合的运动车辆实时检测算法(improved optical flow and gaussian mixture model, IOFGMM)。首先, 在光流算法中加入限制条件使得不同梯度点处采用不同约束; 其次, 融合高斯混合背景模型(gaussian mixture model, GMM); 最后, 采用提出的融合算法比较目标框的数量和目标框之间的重叠面积, 从而在监控视频中显示出融合后的车辆检测信息。实验结果表明: 该算法在 3 种不同场景视频上的检测效果达到了 84.80% 的平均准确率, 84.79% 的平均召回率以及 84.63% 的平均  $F_1$  值。与经典的光流法和高斯混合背景模型及基于这两种理论的算法相比, IOFGMM 算法的各项指标平均有 37% 的提高, 具有良好的检测效果。

**关键词:** IOFGMM 检测算法; 光流法; 高斯混合背景模型; 信息融合; 实时检测; 梯度; 光照; 约束

**中图分类号:** TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2021)02-0271-08

中文引用格式: 陈立潮, 解丹, 曹建芳, 等. 改进光流法和 GMM 融合的车辆实时检测算法研究 [J]. 智能系统学报, 2021, 16(2): 271-278.

英文引用格式: CHEN Lichao, XIE Dan, CAO Jianfang, et al. Research on vehicle real-time detection algorithm based on improved optical flow method and GMM[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2021, 16(2): 271-278.

## Research on vehicle real-time detection algorithm based on improved optical flow method and GMM

CHEN Lichao<sup>1</sup>, XIE Dan<sup>1</sup>, CAO Jianfang<sup>1,2</sup>, ZHANG Rui<sup>1</sup>

(1. School of Computer Science and Technology, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China; 2. Department of Computer Science and Technology, Xinzhou Teachers University, Xinzhou 034000, China)

**Abstract:** To solve the problem of the optical flow algorithm being greatly affected by illumination and the highly variable detection effect in different scenes, in this paper, we propose an improved optical flow and Gaussian mixture model (IOFGMM) algorithm for the real-time detection of moving vehicles. First, a restriction is added to the optical flow algorithm whereby different constraints are used at different points. Then, a Gaussian mixture model (GMM) is fused. Finally, the number of target boxes and the area in which the target boxes overlap are compared by the proposed fusion algorithm. The vehicle detection information after fusion is displayed in the surveillance video. Experimental results show that the detection performance of the IOFGMM algorithm achieved an average accuracy rate of 84.80%, an average recall rate of 84.79%, and an average  $F_1$  value of 84.63% for videos of three different scenes. Compared with the classical optical flow method, the GMM, and the algorithm based on these two theories, the IOFGMM algorithm shows an average improvement of 37% in each metric. Therefore, we can conclude that the IOFGMM algorithm has good detection performance.

**Keywords:** IOFGMM detection algorithm; optical flow method; gaussian mixture background model; Information fusion; real-time detection; gradient; illumination; constraint

收稿日期: 2019-07-29. 网络出版日期: 2020-07-16.

基金项目: 山西省自然科学基金项目(201801D221179, 201701D121059); 太原科技大学校博士科研启动基金项目(20162036); 山西省高等学校人文社会科学重点研究基地项目(20190130); 忻州市平台和人才专项(20180601).

通信作者: 曹建芳. E-mail: [kcxjdj122@126.com](mailto:kcxjdj122@126.com).

近年来随着交通监控系统的日益普及, 以视频为基础的车辆检测已成为智能交通领域的研究热点<sup>[1]</sup>。当前, 车辆检测方法大致可以分为两类, 一类是光流法(optical flow, OF)<sup>[2]</sup>、帧差法<sup>[3]</sup>、背景





的高斯分布取代权值最小的那个高斯分布,并为其初始化一个较大的方差和较小的权重值。反之,该像素被认为是背景。

## 2 IOFGMM 算法

### 2.1 参数引入

为了增强光流算法的准确性,提出一种改进的光流算法(improved optical flow, IOF)。具体做法是在光流计算中加入一个限制条件(参数)使得在梯度较大的点处使用亮度恒常性约束,在梯度较小的点处使用光流场一致性约束。因而定义式(5)的二值加权函数。

$$\delta(x,y)=\begin{cases} 0, I_x^2+I_y^2>V \\ 1, \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $V$ 为一个阈值,实验中 $V$ 取0.5,当 $I_x^2$ 与 $I_y^2$ 的和大于所设定的阈值时,函数值为0;其他情况,函数值为1。加入限制条件以后,由式(1)和式(5)可得到:

$$S = \iint [\delta(x,y) \cdot (I_x u + I_y v + I_t)^2 + \lambda(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2)] dx dy \quad (6)$$

实验中用式(6)计算光流矢量。式中 $u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2$ 可用 $k(\bar{u}_{i,j} - u_{i,j}) + k(\bar{v}_{i,j} - v_{i,j})$ 代替,其中 $k$ 为3, $\bar{u}_{i,j}$ 和 $\bar{v}_{i,j}$ 是一个四邻域均值,一方面为了便于计算,另一方面根据图像的空间相关性可保证所取的值具有普遍性。具体计算如式(7)所示

$$\begin{cases} \bar{u}_{i,j} = \frac{1}{4}(u_{i-1,j} + u_{i+1,j} + u_{i,j-1} + u_{i,j+1}) \\ \bar{v}_{i,j} = \frac{1}{4}(v_{i-1,j} + v_{i+1,j} + v_{i,j-1} + v_{i,j+1}) \end{cases} \quad (7)$$

### 2.2 信息融合

经实验发现OF和GMM的检测结果各有优缺点,OF能够在未知场景的状况下检测到独立的运动车辆,但容易受噪声、光照等的影响;IOF虽然稳定,但光照强度变化很大时,仍检测不到目标;而GMM容易在背景建模和背景更新的过程中检测不到车辆,但即使光照变化很大时,背景建模仍有较好的效果。因此,将IOF和GMM的信息相融合。

将IOF检测结果的某一帧图像称为A图,将GMM检测结果的某一帧图像称为B图。A图中检测到的车辆数量记为 $\text{count}_1$ ,所有的目标框的集合为 $\{\text{BoxA}_1, \text{BoxA}_2, \dots, \text{BoxA}_i\}$ ,对应的中心点的集合为 $\{A_1, A_2, \dots, A_i\}$ 。同理,B图中检测到的车辆数量记为 $\text{count}_2$ ,目标框的集合记为 $\{\text{BoxB}_1, \text{BoxB}_2, \dots, \text{BoxB}_i\}$ ,对应的中心点的集合为 $\{B_1,$

$B_2, \dots, B_i\}$ 。信息融合的具体步骤是:

1)比较 $\text{count}_1$ 、 $\text{count}_2$ 。若 $\text{count}_1 \geq \text{count}_2$ ,执行2);否则,执行5);

2)从图A中遍历中心点 $\{A_1, A_2, \dots, A_i\}$ ,遍历未完成时,执行3)~4);否则,执行8);

3)计算A图中的中心点与B图中的所有中心点 $\{B_1, B_2, \dots, B_i\}$ 的距离,取最小的(若有两个及以上相等,则都取)距离所对应的目标框 $\text{BoxB}_i$ ;

4)计算 $\text{BoxA}_i$ 和 $\text{BoxB}_i$ 的重叠面积(intersection area, IA),若 $\text{IA}=0$ ,则记录IA的中心点坐标及长和宽;若 $\text{IA}>0$ ,则取值最大的IA的中心点坐标及长和宽;

5)从图B中遍历中心点 $\{B_1, B_2, \dots, B_i\}$ ,遍历未完成时,执行6)~7);否则,执行8);

6)计算B图中的中心点 $\{B_1, B_2, \dots, B_i\}$ 与A图中的所有中心点的距离,取最小的(若有两个及以上相等,则都取)距离所对应的目标框 $\text{BoxA}_i$ ;

7)计算 $\text{BoxB}_i$ 和 $\text{BoxA}_i$ 的IA,若 $\text{IA}=0$ ,则记录IA的中心点坐标及长和宽;若 $\text{IA}>0$ ,则取值最大的IA的中心点坐标及长和宽;

8)将IA所对应的矩形框标注在图像中,并记录矩形框的总数量,其为IOFGMM检测的结果。

### 2.3 算法描述

IOFGMM算法的流程如图1所示。主要步骤包括读取视频的图像序列、处理视频的图像序列和在图像上绘制检测结果。其中处理视频图像序列是核心步骤,包括确定感兴趣区域、获取光流信息、获取前景和背景信息、形态学操作、图像分割及信息融合。首先,从磁盘中读取处理好的视频数据集,之后获取所读入视频的信息,获取到的视频帧进入一个循环中,当视频帧未读取完时,对每帧图像进行光流矢量及相关值的计算以及前景和背景信息的获取,并对所获取的信息进行二值化的阈值分割,从而分割出运动的车辆目标,接着进行腐蚀和膨胀的形态学操作,以清除残留的小噪声并平滑被分割的车辆边缘,最后绘制目标框并根据2.2节所描述的方法将信息融合,进一步绘制校准后的目标区域,计算目标框个数并输出结果。

整个IOFGMM算法由一个判断、一个遍历和若干个处理操作组成,具体的算法描述如下:

**输入** 视频数据集

**输出** 具有检测信息的视频和检测后视频中的每帧图像

1) 读取视频帧并获取视频信息;

2) if 视频帧数未读取完 then

```

3) for i=1, 2, ..., video.length do
4) 确定感兴趣区;
5) 计算光流矢量及相关值;
6) 获取前景、背景信息;
7) 分割图像;
8) 形态学处理;
9) 记录目标框;
10) 融合信息;
11) 绘制融合信息后的目标框, 并对每帧目标框计数;
12) return
13) end for
14) end if
15) if 视频帧数读取完 then
16) break
17) end if

```

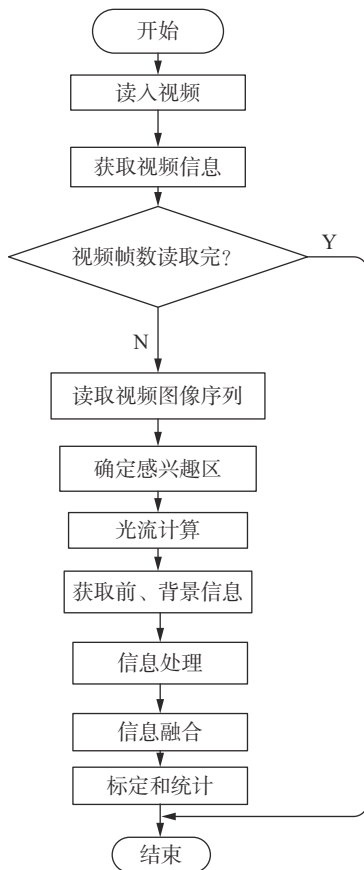


图1 IOFGMM 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the IOFGMM method

### 3 实验结果及分析

#### 3.1 实验环境与数据来源

实验的硬件环境为 Intel i7-4770, 3.40 GHz 的四核 CPU; 12 GB 的内存; 1 GB 的 AMD Radeon HD8490 显卡和 120 GB 的固态硬盘。软件环境为

Windows10 操作系统的 MATLAB R2014b。整个算法通过创建计算机视觉工具箱的对象进行编写。

算法的性能在真实的车辆视频上进行评估, 数据集采用公共数据集 CDnet2014<sup>[13]</sup>, 该数据集包含多个数据类别且每个类别中包含 4~6 个视频序列, 可登录网站“ChangeDetection.net”免费下载。本实验研究运动车辆的检测, 所以选用 CDnet2014 中的 Highway、IntermittentPan、StreetCornerAtNight 视频序列。3 个视频序列的信息如表 1 所示。

表 1 用于检测的视频序列信息  
Table 1 Video sequence information for detection

视频序列	图像分辨率/ (PX)	数量	描述
Highway	320×240	1 700	晴天, 有阴影, 有树木
IntermittentPan	560×368	3 500	晴天, 有树木, 光线变化
StreetCornerAtNight	595×245	5 200	晚上, 光线变化

这 3 个视频序列的图像格式均是位深度为 24 的 RGB 图像。由于彩色图像信息量多, 处理复杂, 故读取每张图像后, 将彩色图像转换为灰度图像, 即将三通道的 RGB 图像变为单通道的灰度图像。此外, 采用自动白平衡算法<sup>[14]</sup>去除图像中的灰度突变、平滑图像。实际中采集到的一般为视频而非视频序列, 故将所有的视频序列合成视频, 对这 3 个合成的视频进行车辆的检测。

#### 3.2 结果分析

##### 3.2.1 车辆检测视觉效果

在 3 个不同场景下的监控视频上检测车辆的视觉效果如表 2~4 所示。表中第 1 列说明了该行所对应的为第几帧图像, 第 2 列是输入的图像, 第 3 列是对应图像的背景, 第 4 列是对应图像的前景, 第 5 列是对应图像的光流可视化, 最后一列是最后检测的结果。

表 2 是白天高速公路上的车辆检测视觉效果。可以看出, 由于是晴天, 背景被树木的阴影和车辆的阴影遮挡, 一定的时间段内, 光照不会有太大变化。由于在背景建模时已经将带有树木阴影的车辆场景视为背景, 因此不会将树木阴影误认为运动目标, 又因为在前景信息的获取时进行了角点检测, 而且融合信息的缘故, 所以部分车辆阴影没有被误认为是车辆目标。

表 3 是 PTZ (Pan/Tilt/Zoom) 相机拍摄的城镇道路上的视频序列的检测效果。由于云台的上

下、左右移动以及镜头的变倍、变焦使得对背景更新算法的要求较高。从检测效果看, 在这样一个晴天且有阴影的情况下, 图像的光线变化较大, 但是由于在光流法中引入了新参数, 所以在光流变化较大时仍可以得到较好的检测结果。

表 4 是街角的夜景检测的效果, 其主要的挑战在于车灯的变化对于前景检测会造成很大的影响, 且车灯的光线会对背景中的光流场有影响。由于形态学的处理和信息融合的缘故, 减少了这种影响。

表 2 Highway 场景检测的视觉效果  
Table 2 Visual effects of Highway scene detection










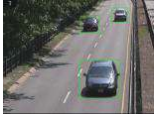





帧数	输入	背景	前景	光流	检测结果
587					
1119					
1407					

表 3 IntermittenPan 场景检测的视觉效果  
Table 3 Visual effects of IntermittenPan scene detection











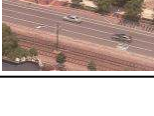
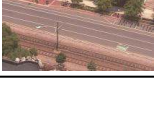

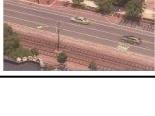
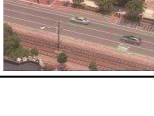










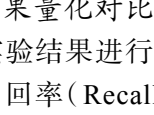
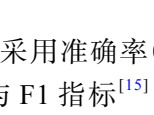
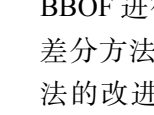
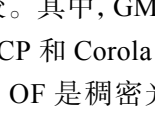
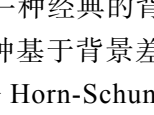
帧数	输入	背景	前景	光流	检测结果
1200					
1638					
2306					

表 4 StreetCornerAtNight 场景检测的视觉效果  
Table 4 Visual effects of StreetCornerAtNight scene detection

帧数	输入	背景	前景	光流	检测结果
1248					
1776					
2484					

### 3.2.2 检测结果量化对比

为了对实验结果进行量化, 采用准确率 (Precision, P)、召回率 (Recall, R) 与 F1 指标<sup>[15]</sup> 评价 IOFGMM 算法, 评价指标的值越大说明算法的检测效果越好。上述算法与一些经典的且实时性检测效果好的算法 GMM、incPCP、Corola、OF、

BBOF 进行比较。其中, GMM 是一种经典的背景差分方法, incPCP 和 Corola 是一种基于背景差分法的改进算法, OF 是稠密光流法 Horn-Schunck, BBOF 是一种基于块的双向光流运动检测方法。比较结果如表 5 和图 2 所示, 从评价指标上看, GMM 和 OF 两种经典算法的检测效果最差, 而在



其基础上改进的 incPCP、BBOF 以及 Corola 检测效果越来越好,而 IOFGMM 算法由于在光流算法中增加了一个约束条件,并将混合高斯背景建模

的信息和光流信息相结合,从而导致该算法实验结果的指标值均高于其他 5 种算法,因而所提出的 IOFGMM 算法较优。

表 5 IOFGMM 与 GMM、incPCP、Corola、OF、BBOF 的实验对比  
Table 5 Experimental comparison of IOFGMM, GMM, incPCP, Corola, OF and BBOF

视频	Highway			IntermittenPan			StreetCornerAtNight			均值		
方法	$P$	$R$	$F_1$	$P$	$R$	$F_1$	$P$	$R$	$F_1$	$P$	$R$	$F_1$
GMM <sup>[16]</sup>	0.0089	0.6247	0.0175	0.0013	0.0466	0.0025	0.0029	0.7157	0.0057	0.0044	0.4623	0.0086
incPCP <sup>[17]</sup>	0.7879	0.2620	0.3934	0.0217	0.7174	0.0535	0.9666	0.3215	0.4824	0.5920	0.4336	0.3098
Corola <sup>[18]</sup>	0.9519	0.8549	0.9008	0.5660	0.5850	0.5757	0.8244	0.8650	0.8442	0.7808	0.7683	0.7736
OF <sup>[11]</sup>	0.3643	0.4182	0.3894	0.0267	0.3458	0.0496	0.3214	0.5972	0.4179	0.2375	0.4537	0.2856
BBOF <sup>[9]</sup>	0.8215	0.7956	0.8083	0.4520	0.5317	0.4886	0.7253	0.6814	0.7027	0.6663	0.6696	0.6665
IOFGMM	0.9632	0.9481	0.9559	0.6265	0.7226	0.6711	0.9542	0.8730	0.9118	0.8480	0.8479	0.8463

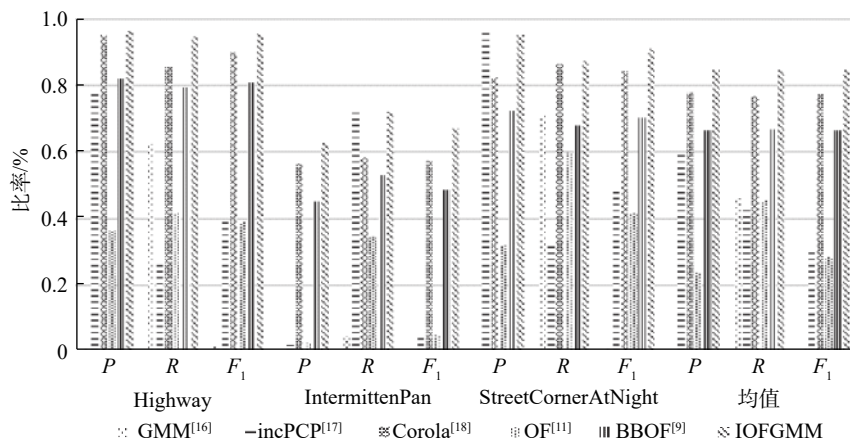


图 2 IOFGMM 与其他算法的对比

Fig. 2 Comparison of IOFGMM and other methods

为进一步验证及评估该算法在实际场景中的检测效果,在山西省太原市西中环路进行车辆运动视频的采集,并用 IOFGMM、Corola、BBOF 算

法对视频进行车辆检测。所采集的视频共有 91 帧,部分 IOFGMM 算法的检测结果如图 3 所示。

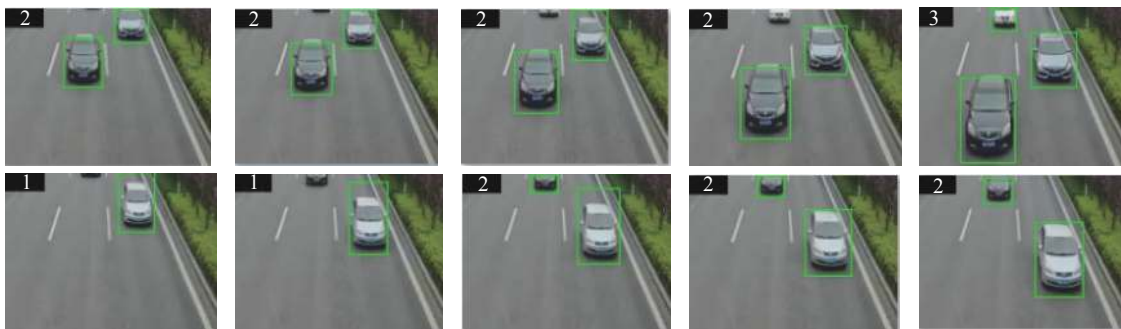


图 3 实际场景中的部分检测结果

Fig. 3 Partial detection results in the actual scene

所提出的算法在获取前、背景信息及光流信息后,将分割后的连通域进行形态学处理,并将

光流信息和背景建模信息互相补充,从而检测到了与背景灰度信息相似的深色车辆、距离较远的车辆、距离较近的车辆,且标注出的目标框比较准确。此外,每帧图像中左上角的计数数量与实际的车辆数量相同。

3种算法检测在该视频上的检测结果如表6。可以看出,3种算法的准确率相差较小,召回率相差较大,且IOFGMM算法的准确率、召回率及F1值均高于Corola和BBOF。因而,实际场景中IOFGMM算法也具有较好的检测效果。

表6 IOFGMM与Corola、BBOF的实验对比

Table 6 Experimental comparison of IOFGMM, Corola and BBOF

方法	$P$	$R$	$F_1$
Corola	0.968	0.793	0.872
BBOF	0.936	0.619	0.745
IOFGMM	0.954	0.873	0.912

## 4 结束语

针对光流算法受光照影响较大和在不同场景中检测效果差别较大等问题,提出了IOFGMM检测算法对车辆进行实时检测。该算法在改进OF算法的基础上融入GMM,将检测到的目标信息相融合,最终显示出具有检测信息的车辆监控视频。在公共数据集CDnet2014上对该算法进行验证,实验结果表明,该算法的 $P$ 、 $R$ 和 $F1$ 值最高可达96.32%、94.81%、95.59%;最低为62.65%、72.26%、67.11%,但是无论是最高还是最低都比同样场景下的Corola等车辆检测算法的效果好。因此,该算法在不同场景下均能获得较好的效果,对于智能交通的发展具有重要意义。但是由于同一算法的同种参数应用于不同场景时会产生一些差别,从而影响算法的性能,故之后可以将级联机制引入IOFGMM算法中,预先判断场景,并根据场景选用不同参数,从而提高多场景下的车辆检测的准确率和召回率。另一方面,IOFGMM算法却乏主动学习的机制,因而下一步可以在光流场中引入神经网络,使得算法能够主动学习车辆特征,提高车辆的检测效果。

## 参考文献:

- [1] 徐子豪, 黄伟泉, 王胤. 基于深度学习的监控视频中多类别车辆检测[J]. 计算机应用, 2019, 39(3): 700–705.  
XU Zihao, HUANG Weiquan, WANG Yin. Multi-class

vehicle detection in surveillance video based on deep learning[J]. Journal of computer application, 2019, 39(3): 700–705.

- [2] WULFF J, SEVILLA-LARA L, BLACK M J. Optical flow in mostly rigid scenes[C]//Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, USA, 2017: 6911–6920.
- [3] 于晓明, 李思颖, 史胜楠. 混合高斯融合三帧差的运动目标检测改进算法[J]. 红外技术, 2019, 41(3): 256–261.  
YU Xiaoming, LI Siying, SHI Shengnan. An improved algorithm for moving target detection using a Gaussian mixture with three-frame difference[J]. Infrared technology, 2019, 41(3): 256–261.
- [4] 范文超, 李晓宇, 魏凯, 等. 基于改进的高斯混合模型的运动目标检测[J]. 计算机科学, 2015, 42(5): 286–288, 319.  
FAN Wenchao, LI Xiaoyu, WEI Kai, et al. Moving target detection based on improved Gaussian mixture model[J]. Computer science, 2015, 42(5): 286–288, 319.
- [5] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago, Chile, 2015: 1440–1448.
- [6] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2017, 39(6): 1137–1149.
- [7] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, USA, 2016: 779–788.
- [8] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, USA, 2017: 6517–6525.
- [9] SENGAR S S, MUKHOPADHYAY S. Motion detection using block based bi-directional optical flow method[J]. Journal of visual communication and image representation, 2017, 49: 89–103.
- [10] PAN Chengyi, ZHU Zhou, JIANG Liangwei, et al. Adaptive ViBe background model for vehicle detection[C]//Proceedings of the 2nd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference. Chongqing, China, 2017: 1301–1305.
- [11] HORN B K P, SCHUNCK B G. Determining optical flow[J]. Artificial intelligence, 1980, 17(1/2/3): 185–203.
- [12] LIU Xiong, PAN Li, SUN Xiaoliang. Real-time traffic



status classification based on Gaussian mixture model[C]//Proceedings of IEEE 1st International Conference on Data Science in Cyberspace. Changsha, China, 2016: 573–578.

- [13] 魏超, 贺光辉. 基于直方图的白平衡算法的研究[J]. 微电子学与计算机, 2018, 35(6): 75–78.

WEI Chao, HE Guanghui. Automatic white balance algorithm based on histogram[J]. Microelectronics & computer, 2018, 35(6): 75–78.

- [14] WANG Yi, JODOIN P M, PORIKLI F, et al. CDnet 2014: an expanded change detection benchmark dataset[C]//Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus, USA, 2014: 393–400.

- [15] YANG Honghong, QU Shiru. Real-time vehicle detection and counting in complex traffic scenes using background subtraction model with low-rank decomposition[J]. IET intelligent transport systems, 2018, 12(1): 75–85.

- [16] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]//Proceedings of 1999 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Fort Collins, USA, 1999: 246–252.

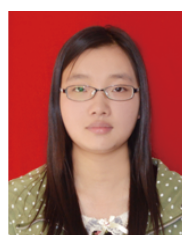
- [17] RODRIGUEZ P, WOHLBERG B. Incremental principal component pursuit for video background modeling[J]. Journal of mathematical imaging and vision, 2016, 55(1): 1–18.

- [18] SHAKERI M, ZHANG Hong. COROLA: a sequential solution to moving object detection using low-rank approximation[J]. Computer vision and image understanding, 2016, 146: 27–39.

### 作者简介:



陈立潮, 教授, 博士, 中国计算机学会高级会员, 主要研究方向为智能信息处理。主持省部级科技项目 20 余项、获山西省科学技术奖二等奖 2 项。发表学术论文 120 余篇。



解丹, 硕士研究生, 中国计算机学会会员, 主要研究方向为图像处理与模式识别。



曹建芳, 教授, 博士, 中国计算机学会高级会员, 主要研究方向为数字图像理解、大数据技术。近 5 年来, 主持省部级项目 11 项, 获山西省高等学校科学研究优秀成果(科学技术)自然科学奖二等奖 1 项、山西省优秀学术论文二等奖 2 项、忻州市科学技术奖(自然科学类)二等奖 2 项、三等奖 1 项。发表学术论文 30 余篇, 出版学术专著 2 部。