DOI:10.16136/j.joel.2023.11.0476

# 基于社会监控视频的雨量反演

陈 赞1,许建华1,梁卓然2\*,胡德云2,张涵骁1,杨焕强2

(1.浙江工业大学 信息工程学院,浙江 杭州 310014; 2.杭州市气象局,浙江 杭州 310051)

摘要:针对利用机器视觉算法估算雨量低准确率的问题,提出基于社会监控视频的雨量反演算法。首先利用降雨分类网络剔除无雨视频;其次引入交替方向乘子法(alternating direction method of multipliers, ADMM)提取降雨视频的前景信息,并通过语义分割和背景差分方法选取感兴趣区域(region of interest, ROI);然后构建以灰度变化和饱和度为特征的高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)筛选 ROI 区域内的雨滴;最后依据透视成像关系计算雨滴尺寸,使用气象学Gamma模型反演降雨量。实验结果表明,本文降雨分类方法的准确率在 MWD (multi-class weatherdataset)到达91.3%,在真实的数据集到达77.0%,雨量估算结果相比于现有方法更为准确。

# Rainfall inversion based on social surveillance video

CHEN Zan<sup>1</sup>, XU Jianhua<sup>1</sup>, LIANG Zhuoran<sup>2\*</sup>, HU Deyun<sup>2</sup>, ZHANG Hanxiao<sup>1</sup>, YANG Huangiang<sup>2</sup>

College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou, Zhejiang 310014, China;
 Hangzhou Meteorological Bureau, Hangzhou, Zhejiang 310051, China)

Abstract: Aiming at the issue of low accuracy of rainfall estimation by the machine vision algorithm, a rainfall inversion algorithm based on social surveillance video is proposed. Firstly, the rainfall classification network is adopted to remove the no-rain video. Secondly, the foreground information of rainfall videos is extracted by using the alternating direction method of multipliers (ADMM), and the region of interest (ROI) is chosen by semantic segmentation and background subtraction methods. Thirdly, a Gaussian mixture model (GMM) characterized by gray-scale change and saturation features is constructed to choose the rainfall is inverted through the meteorological Gamma model. The experimental results show that the rainfall classification accuracy of the method reaches 91.3% in the multi-class weather dataset (MWD) and 77.0% in the real dataset, and the rainfall estimation results are more accurate compared with the existing methods.

**Key words**: machine vision; rainfall inversion; rainfall classification; region of interest (ROI); Gaussian mixture model (GMM)

# 0 引 言

气象监测信息作为城市大数据的重要组成部分,在防灾减灾、提高城市精细化管理能力中发挥 重要作用。现有的气象监测仪通常采用翻斗式雨 量计<sup>[1]</sup>、激光雷达<sup>[2]</sup>、激光雨滴谱仪<sup>[3]</sup>等设备,但 由于监测仪器成本和人力投入等因素限制了气象 设备的广泛部署,如翻斗式雨量计虽然能捕捉降 水在时间上的连续变化,但由于其分布较为稀疏 且受地势影响,难以捕捉降水在空间上的变化;激

 <sup>\*</sup> E-mail:lzrnuist@163.com
 收稿日期:2022-06-27 修订日期:2022-11-04
 基金项目:国家自然科学基金(62002327, 61976190)、浙江省自然科学基金(LQ21F020017)、杭州市农业与社会发展科研项目 (202004A07)和政府间国际科技创新合作项目(2019YFE0124800)资助项目

光雷达具有较高的探测灵敏度,且获得的数据被 广泛用于降雨估算,但需经过人工校准才能投入 使用;激光雨滴谱仪虽然能精准监测降雨类型及 强度,但由于成本高昂导致难以普及<sup>[1]</sup>。

随计算机视觉技术的发展<sup>[1,4]</sup>,学者们提出了 基于视频图像挖掘降雨信息的方法。文献[5]采 用深度卷积网络识别不同等级的降雨强度。文献 「6]通过图像分块与特征融合的方式实现户外图 像天气分类。为进一步定量分析雨天的降水量, 学者们提出基于气象学雨滴谱原理实现监控视频 的降水测量方法。现有的基于视频图像的雨量测 量方法分为雨滴检测和雨量估计两个过程。雨滴 检测方法可以分为两类:第一类方法是基于视频 的雨条纹检测。为防止将车辆行人等物体被误检 为雨滴,学者们引入雨条纹的色泽、形状、方向等 特征加强算法的鲁棒性。例如,文献「7]表明雨条 纹停留在一个像素上的时间远小于相机曝光时 间,并使用光度模型和光度约束来检测雨条纹。 文献[8]通过背景差分获取雨条纹,再利用边缘的 微分能量响应值筛选聚焦雨滴。文献[1]结合雨 滴的稀疏、垂直特性,背景在水平方向上的平滑性 和时间维度上的独立性,从而提取视频中的雨条 纹。文献「9]通过分析雨条纹在时空域的色彩特 征和频率域的频谱变化,采用空-频域联合的方法 对视频的雨线进行检测和去除。文献「10]利用光 流对齐和编解码器结构的网络实现视频去雨。第 二类方法是基于单图像的雨条纹检测。文献[11] 提出低秩矩阵补全的算法实现雨滴的检测与去 除。文献[12]采用多尺度空洞卷积和注意力机制 的残差循环网络实现雨滴的检测与消除。文献 「13]提出多尺度渐进式残差网络进行图像恢复和 雨滴检测。而雨量估计则是利用几何光学分析检 测得到的雨滴,计算其直径并依据气象学雨滴谱 的原理拟合观测雨滴谱,从而获取雨滴谱参数用 于估算瞬时降雨量[1-8]。以上方法虽能获取降雨 数据,但是存在晴朗天气下误检测的问题,对场景 要求较高。

针对以上问题,本文提出了一种基于视频图像的雨量反演算法,采用 ResNet50 的降雨分类网络筛选有雨视频,利用雨滴的先验信息从视频中分离并筛选雨条纹,进而依据气象学 Gamma 模型 反演降雨量。相比于其他雨量反演算法,本文提出的方法在实际应用中能降低晴天误判为下雨的 概率,且通过感兴趣区域(region of interest, ROI) 选取和高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)分类能有效提高雨滴检测的准确度。另外 在不同场景下,本文反演的降雨量与雨量计记录 的数据较为一致,在业务中具有广泛的应用价值。

# 1 基于社会监控视频的雨量反演算法

本文提出的降雨量反演算法如图 1 所示。首 先,针对输入的视频序列,采用降雨分类网络进行气 象识别;其次,基于分类结果为下雨的视频,利用交 替方向乘子法(alternating direction method of multipliers,ADMM)的优化算法进行前景检测,同时通 过语义分割和基于时间滤波的背景差分方法选取合 适的 ROI 区域作为雨滴的候选区域;然后,采用以灰 度变化和饱和度为特征的多元 GMM 对雨滴及其他 噪声进行分类;最后,依据透视成像原理估计雨滴的 尺寸,并根据气象雨滴谱的定义,利用数学模型 Gamma 分布来拟合观测雨滴谱,通过模型参数进一 步反演降雨量。





#### 1.1 降雨分类

现有的雨滴检测算法存在过度分离雨条纹的现象,对后续的雨量反演存在较大干扰,且难以应用于 无雨条件下的真实环境。而现有的气象分类技术较 为成熟,引入降雨分类模型能快速识别当前环境是 否下雨,从而有效提高降雨量估算的精确度。因此 本文利用 ResNet50 网络来解决降雨分类任务。如 图 2 所示。该降雨分类模型主要包括卷积层、池化 层以及全连接层。本文以白线为分割线将图片分为 上下两个部分,然后分别对其进行旋转、裁剪和色彩 变换等数据增强操作,输入 ResNet50 网络模型进行 训练,将得到的特征信息融合并输入全连接层进行 分类,最后输出有雨和无雨两个类别。

#### 1.2 前景检测

基于降雨分类模型判别为下雨的视频,本文依据背景与雨滴的先验信息,构建以下优化模型对灰度化的监控视频 O进行分解得到所需的前景层 F:

• 1144 •

*F* = argmina<sub>1</sub> || *F* ||<sub>1</sub> +  $\alpha_2$  ||  $\nabla_x$ (*O*−*F*) ||<sub>1</sub> +  $\alpha_3$  || *O*−*F*−*B* ||<sub>1</sub>, s. t. *O*≥ *F*≥ 0, (1) 式中, $\alpha_1$ , $\alpha_2$ , $\alpha_3$  为不同的权重系数, || • ||<sub>1</sub> 为 L<sub>1</sub> 范 数,  $\nabla_x$  为视频图像在*x* 轴方向上的梯度算子,*B* 为 视频背景, L<sub>1</sub> 范数正则项 || *F* ||<sub>1</sub> 促进前景与背景的 分离, ||  $\nabla_x$ (*O*−*F*) ||<sub>1</sub> 正则化算子保持背景层在水 平方向上的相对连续性,正则项 || *O*−*F*−*B* ||<sub>1</sub> 用于 控制 图像的变化过程。针对式(1),根据 BOYD 等<sup>[14]</sup>提出的 ADMM 方法对其进行优化:

$$\boldsymbol{X}, \boldsymbol{Y}, \boldsymbol{Z} = \operatorname*{argmin}_{\boldsymbol{X}, \boldsymbol{Y}, \boldsymbol{Z}} \| \boldsymbol{X} \|_{1} + \alpha_{2} \| \boldsymbol{Y} \|_{1} + \alpha_{3} \| \boldsymbol{Z} \|_{1},$$
  
s. t.  $\boldsymbol{X} = \boldsymbol{F}, \boldsymbol{Y} = \nabla_{\boldsymbol{x}} (\boldsymbol{O} - \boldsymbol{F}), \boldsymbol{Z} = \boldsymbol{O} - \boldsymbol{F} - \boldsymbol{B},$  (2)

式中,*X*、*Y*和*Z*为辅助变量。根据文献[14]的研究, 式(2)可拆分为5个没有约束的子问题和3个拉格朗 日乘子更新函数。*X*、*Y*和*Z*子问题如式(3)所示:

$$\begin{cases} \boldsymbol{X} = \operatorname*{argmin}_{\boldsymbol{X}} \| \boldsymbol{X} \|_{1} + \frac{\mu_{1}}{2} \| \boldsymbol{F} - \boldsymbol{X} + \frac{\boldsymbol{E}_{1}}{\mu_{1}} \|_{\mathrm{F}}^{2} \\ \boldsymbol{Y} = \operatorname*{argmin}_{\boldsymbol{Y}} \| \boldsymbol{X} \|_{1} + \frac{\mu_{2}}{2} \| \nabla_{\boldsymbol{x}} (\boldsymbol{O} - \boldsymbol{F}) - \boldsymbol{Y} + \frac{\boldsymbol{E}_{2}}{\mu_{2}} \|_{\mathrm{F}}^{2} , \\ \boldsymbol{Z} = \operatorname{argmin}_{\boldsymbol{Z}} \| \boldsymbol{Z} \|_{1} + \frac{\mu_{3}}{2} \| \boldsymbol{O} - \boldsymbol{F} - \boldsymbol{B} - \boldsymbol{Z} + \frac{\boldsymbol{E}_{3}}{\mu_{3}} \|_{\mathrm{F}}^{2} \end{cases}$$

$$(3)$$

式中, $E_1$ 、 $E_2$ 和 $E_3$ 为拉格朗日乘数, $\mu_1$ 、 $\mu_2$ 、 $\mu_3$ 为更 新步长,  $\|\cdot\|_F$ 为F范数。F和B的子问题如式



Fig. 2 The network structure of rainfall classification

(4)所示,可通过最小二乘法求得最优解:

$$\begin{cases} \mathbf{F} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{F}} \frac{\mu_{1}}{2} \| \mathbf{F} - \mathbf{X} + \frac{\mathbf{E}_{1}}{\mu_{1}} \|_{\mathrm{F}}^{2} + \frac{\mu_{2}}{2} \| \nabla_{x} (\mathbf{O} - \mathbf{F}) - \mathbf{F} - \mathbf{$$

基于式(3)、(4)得到的结果,对拉格朗日乘数  $E_1$ 、 $E_2$ 和 $E_3$ 变量进行求解:

$$\begin{cases} \boldsymbol{E}_{1}^{(d+1)} = \boldsymbol{E}_{1}^{(d)} + \mu_{1} \left( \boldsymbol{F}^{(d+1)} - \boldsymbol{X}^{(d+1)} \right) \\ \boldsymbol{E}_{2}^{(d+1)} = \boldsymbol{E}_{2}^{(d)} + \mu_{2} \left( \nabla_{x} \left( \boldsymbol{O} - \boldsymbol{F}^{(d+1)} \right) - \boldsymbol{Y}^{(d+1)} \right) \\ \boldsymbol{E}_{3}^{(d+1)} = \boldsymbol{E}_{3}^{(d)} + \mu_{3} \left( \left( \boldsymbol{O} - \boldsymbol{F}^{(d+1)} \right) - \boldsymbol{B}^{(d+1)} - \boldsymbol{Z}^{(d+1)} \right) \end{cases}$$
(5)

式中,d为迭代步骤的索引。为获得式(1)的最优解, 对式(3)—(5)进行迭代求解。图3(b)为图3(a)经前 景检测后的示意图,该方法能有效捕捉视频中的雨 滴信息,但是雨伞边缘信息被误检为雨滴,若直接使 用前景图进行雨量反演会导致雨量估值偏高。



图 3 前景检测示例:(a) 灰度图;(b) 前景图 Fig. 3 Example of foreground detection: (a) Gray image; (b) Foreground image

针对式(1)涉及的变量,前景层 F 具有稀疏性, 将其初始化为 0,背景层 B 具有稳定性,将其初始化 为( $\sum_{k=n/2-10}^{n/2+10} T_k$ )/20,其中,*n* 为视频帧数,*k* 为索引 值,T(i,j)为不同时刻位于 O(i,j)的像素进行升序 得到的序列。背景层的稳定性体现在位于(i,j)处的 像素点未出现雨条纹的次数远大于出现雨条纹的次数,如图 4 所示。

• 1145 •

图4描述某一像素点在一段时间内的变化情况。由图可知,一段时间内雨滴停留在同一像素位置的次数较少,背景的像素值以某一中心值上下浮动。



图 4 同一位置的像素值随时间变化出现的频次

Fig. 4 Frequency of pixel values at the same location changing with time

#### 1.3 ROI 区域选取

由于车辆等运动物体容易被误检为雨滴,因此 文本采用语义分割和背景差分的方法选取合适 ROI 区域作为雨滴的候选区域,从而提高降雨量反演的 准确率。

1.3.1 语义分割

本文采用文献[15]提出的 HRFormer 网络对图 像进行语义分割, HRFormer 的主要结构如图 5 所示,首先在 Stage 1 阶段使用 Conv block 提取图像的 特征,其次引入上采样和下采样获得不同分辨率的 特征图,模拟多尺度变化以维护高分辨率的表示,并 在 Stage 2、Stage 3、Stage 4 阶段中重复采用 Trans block 以提高对每个像素预测的准确度。

本文采用 HRFormer 网络对图像进行语义分割,提取图像中树木建筑等区域M作为雨量计算的



Fig. 5 Flowchart of HRFormer network

候选区域,以减少行人车辆等运动物体带来的干扰。 1.3.2 背景差分

由于外界环境的变化,HRFormer 网络存在分割效果较差的可能。为进一步降低非雨滴的噪声影响,本文对原始的灰度视频图像 O 和初始化得到的 背景 B 进行差分,再通过形状等特征检测得到非雨 滴运动区域 N,最终将 M 与 N 作差集运算,得到的 结果如图 6 所示,白色区域作为雨滴的候选区域。



图 6 雨滴候选区域示例 Fig. 6 Example of raindrop candidate area

#### 1.4 基于多元 GMM 的雨滴筛选

文献[16]依据雨条纹的色度和时间特性,分析 不同场景下雨条纹三原色的像素变化情况,发现雨 滴三原色像素的变化值近似相等,而非雨滴的运动 像素变化存在明显差异。基于雨滴及噪声像素变化 的差异特性,采用聚类方法检测雨滴,雨滴像素变化 特性的数学描述为:

$$\Delta r \approx \Delta g \approx \Delta b \approx c, \tag{6}$$

式中, $\Delta r$ 、 $\Delta g$ 、 $\Delta b$ 为雨滴三原色在相邻两帧的像素变化,c为常数。HSV颜色模型中的饱和度S的计算式如下:

$$S = \frac{\max(r, g, b) - \min(r, g, b)}{\max(r, g, b)}$$
(7)

结合式(6)、(7)发现,雨条纹覆盖区域的饱和度 值相比于未被覆盖的像素值更小。基于该特征,构 建以灰度变化和饱和度为特征的多元 GMM,进一步 对 ROI 区域内的候选雨滴进行筛选,其结果如图 7 所示。



图 7 雨滴筛选示例 Fig. 7 Example of raindrop selecting

#### 1.5 雨量反演

基于 GMM 筛选后得到的雨滴,利用像平面上 雨滴长度 l、相机焦平面位置 z、焦距 f 和曝光时间 T 计算雨滴直径 d<sup>[10]</sup>:

$$d = \left(\frac{zl}{3.778\,fT}\right)^{\frac{1}{0.67}},\tag{8}$$

然后依据雨滴谱定义,利用 M-P 分布、指数分布或 Gamma 分布对其进行拟合。其中,Gamma 分布对 降水谱具有较好的拟合效果。因此本文采用 Gamma 分布模型,其数学描述为:

$$N(d) = N_0 d^{\mu} \mathrm{e}^{(-\alpha d)}, \qquad (9)$$

式中, $N_0$ 为雨滴谱截距参数,N(d)为单位体积中,粒 径大小在以d为中心、间隔为单位直径尺度范围内 的雨滴个数, $\mu$ 为雨滴谱的形状参数, $\omega$ 为影响雨滴 谱斜率的参数。文献[17]研究发现降雨量R与这些 参数的关系为:

$$R = 0.007 \, 1N_{\scriptscriptstyle 0} \, \frac{\Gamma(\mu + 4.67)}{\omega^{\mu + 4.67}},\tag{10}$$

式中, $\Gamma(\bullet)$ 为伽玛函数。 $N_0$ 、 $\mu$ 、 $\omega$ 参数可通过阶距 来拟合<sup>[17]</sup>。

依据雨滴谱定义,统计雨滴直径d落在[d-0.5,d+0.5]区间的雨条纹数量,从而获得雨滴谱 N(d),再依据式(9)拟合相应参数,最后根据式(10)反 演降雨量。

# 2 实验结果及分析

本文基于 PyTorch 框架搭建,在 NVIDIA Ge-Force RTX 2060的 GPU 上进行实验。降雨分类网 络采用 Adam 优化器进行训练,学习率为 0.001,输 入图像尺寸为 448×448。雨滴检测涉及的参数如下: $\alpha_1 = 70, \alpha_2 = 50, \alpha_3 = 70, \mu_1 = 100, \mu_2 = 100, \mu_3 = 100$ 。

### 2.1 实验数据

本文选定的天气图像分为两类,分别是有雨和 无雨。所采用的图像数据集分为两个部分,命名为 DataSet I和 DataSet II。DataSet I来源于公开数据 集 MWD (multi-class weather dataset)<sup>[18]</sup>,选取有雨 和无雨图片各 1800 例。DataSet II 的数据由杭州市 气象局提供,包含 6 个场景,其监控场景如图 8 所示。 图 8(a)为气象站点拍摄的视频图像,图 8(b)—(f)为 交通道路环境拍摄的视频图像。DataSet II 数据集 包含有雨和无雨图片各 1300 例。由于场景和数量 较少,本文将图像的左半区域作为降雨分类模型的 训练数据, 右 半 区 域 作 为 测 试 数 据。降 雨 反 演所需视频为每个场景各15例,共90例,900帧 图像。



图 8 监控图像:(a) 场景一;(b) 场景二; (c) 场景三;(d) 场景四;(e) 场景五;(f) 场景六 Fig. 8 Surveillance image:(a) Scene one; (b) Scene two;(c) Scene three;(d) Scene four; (e) Scene five;(f) Scene six

## 2.2 降雨分类实验结果

为验证本文降雨分类算法的有效性,与VGG16、 ResNet50的对比结果如表1所示。在DataSet I数 据集上,3种降雨分类模型的准确率基本相近,但是 在 DataSet II 数据集上,本文的降雨分类模型准确率 明显高于其他 2 个分类模型,其可能原因在于 Data-Set II 的雨天图像没有明显的积水现象,且因监控相 机拍摄的角度问题,下雨图像和阴天图像相似,导致 VGG16 与 ResNet50 难以提取图像更深层次的特 征,而本文的降雨分类模型通过双端输入进行特征 提取,从而识别的准确率更高。

表 1 各模型在测试数据集上的分类准确率 Tab. 1 Classification accuracy of each model on test dataset

DataSet	VGG16	ResNet50	Our
DataSet I	92.3%	90.6%	91.3%
DataSet II	67.1%	71.6%	77.0%

## 2.3 降雨反演对比实验

本文选取图 8(a)—(d)的场景作为测试数据进 行验证。图 8(a)的前景较为简单,便于雨量估算,图 8(b)—(d)为复杂的交通环境,车辆运动给雨量估算 造成较大的困难和挑战;为进一步验证本文方法的 有效性,与文献[1](图中简记 JIANG et al),文献[8] (图中简记 DONG et al)的方法进行对比。 场景一的对比测试结果如图 9(a) 所示,由于该 场景为站内数据,行人车辆相对较少,因此各方法反 演的降雨量都与雨量计观测的实际值较为接近,但 文献[8]方法采用简单的背景差分进行雨滴检测,雨 滴误检的概率较大,存在雨量估值偏高的现象,而文 献[1]与本文方法都利用雨滴的特征,减小噪声的干 扰影响,从而提高了雨滴估算的准确性。

场景二的对比测试结果如图 9(b)所示,文献[8] 将雨滴覆盖区域的像素差作为衡量雨滴的标准,在 复杂的环境中容易将车辆等边缘信息检测为雨滴, 导致反演雨量与实际值存在较大偏差;而文献[1]利 用雨滴的稀疏和垂直等特征信息提高雨滴检测的准 确性,但仍有部分车辆的边缘信息被保留下来,导致 雨量估算偏高,且存在无雨天气下的误检测现象;本 文选取社会视频中合适 ROI 区域进行雨滴检测,进 一步提高雨量反演的精确度。

场景三的对比测试结果如图 9(c)所示,该交通 场景中车流量信息较少,所以文献[8]反演的降雨量 相比于场景二更为精准,但仍存在一定的偏差。相 比之下,文献[1]和本文方法预测的降雨量更为 精确。



图 9 对比实验结果:(a)场景一;(b)场景二;(c)场景三;(d)场景四 Fig. 9 Comparative experiment results:(a) Scene one; (b) Scene two; (c) Scene three; (d) Scene four

如图 9(d) 所示,场景四中货车数量较多,文献 [1]和文献[8]误检测的雨条纹尺寸更长,导致反演 的雨量偏离实际值的程度更大。而本文选取合适的 ROI 区域用于雨滴检测,降低车辆等物体带来的干 扰影响,从而估算的降雨量更趋向于实际值。

## 2.4 降雨反演消融实验

为进一步探究本文各模块对实验结果的影响, 单独移除方法中的 ROI 区域选取模块(图中简记为 ROI selecting),基于 GMM 的雨滴筛选模块(图中简 记为 Raindrop selecting)进行实验,并选取图 8(e)和 图 8(f)两个不同的真实监控场景进行测试。

场景五的测试结果如图 10(a) 所示,测试数据 主要集中在强降水时间段内。由图可知,去除 ROI 区域模块后雨量估值明显高于实际值;另外加入基 于 GMM 的雨滴筛选模块后筛选得到雨滴尺寸较为 一致,在一定程度上能去除小点的颗粒噪声,雨滴的 平均直径有所增加,从而可能出现反演雨量结果大 于未加入该模块的雨量估算值的现象,而在大雨条 件下检测得到的雨滴数量较多,其作用效果不明显。



图 10 消融实验结果:(a)场景五;(b)场景六 Fig. 10 Ablation experiment results: (a) Scene five;(b) Scene six

场景六的测试结果如图 10(b) 所示,在该场景下,加入基于 GMM 的雨滴筛选模块能有效抑制非雨滴噪声,从而提高雨滴检测的精准度,同时加入 ROI 区域模块能更进一步地抑制车辆等噪声信息, 从而提高雨滴反演的准确率。

# 3 结 论

本文提出的基于监控视频的雨量反演方法首先 采用降雨分类模型判别当前环境是否下雨,其次利 用 ADMM 方法对分类结果为下雨的视频图像进行 分解得到前景图层,并使用语义分割和基于时间滤 波的背景差分方法选取合适的 ROI 区域;然后采用 GMM 筛选雨滴;最后基于雨滴谱定义反演降雨量。 相比于现有的方法,本文算法在复杂场景中的抗干 扰性能更强,降雨量反演值更接近于真实值。在真 实的交通道路上,降雨分类模型能有效降低晴天被 误判为下雨的概率,解决现有雨量估算方法难以在 晴朗天气下应用的缺陷;另外,基于 ROI 区域选取 GMM 的雨滴筛选方式能更有效地降低非雨滴物体 被误检为雨滴的概率,但存在降雨量反演偏低的可 能。未来的工作是设计更优的雨滴检测算法以提高 雨量反演的准确性。

## 参考文献:

- JIANG S J, BABOVIC V, ZHENG Y, et al. Advancing opportunistic sensing in hydrology: A novel approach to measuring rainfall with ordinary surveillance cameras[J].
   Water Resources Research, 2019, 55(4): 3004-3027.
- [2] WANG X P, CHEN Y B, BU Z C, et al. Aerosol lidar intercomparison observation calibration at lidar stations based on REAL lidar[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2022,33(2):133-140.

王箫鹏,陈玉宝,步志超,等.基于 REAL 气溶胶激光雷 达在站比对标定技术研究[J]. 光电子・激光,2022,33 (2):133-140.

- [3] LIL,SUNHM,YANGML,et al. Disdrometer's data quality control method based on speed and quantity threshold
  [J]. Meteorological Monthly,2022,48(7):891-898.
  李林,孙赫敏,仰美霖,等.基于速度和数量阈值的雨滴
  谱质量控制方法[J].气象,2022,48(7):891-898.
- [4] ZHA S J, JIN W, HE C F, et al. Detection of convective cloud in Y-type full convolution network with multi-channel feature fusion [J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2019,30(10):1068-1078.

查少均,金炜,何彩芬,等.多通道特征融合Y型全卷积 网络的对流云检测[J].光电子·激光,2019,30(10): 1068-1078.

[5] HONG S D,LAI S J,LIN Z W, et al. Identification of rainfall intensity by associating deep convolutional neural network and optical images[J]. Journal of Fujian Agriculture and Forestry University (Natural Science Edition), 2020, 49(4):567-576.

洪思弟,赖绍钧,林志玮,等.结合深度卷积网络及光学 图像的降雨强度识别[J].福建农林大学学报(自然科 学版),2020,49(4):567-576.

- [6] ZUO J G,LIU X M,CAI B. Outdoor image weather recognition based on image blocks and feature fusion[J]. Computer Science, 2022, 49(3):197-203. 左杰格,柳晓鸣,蔡兵.基于图像分块与特征融合的户外 图像天气识别[J].计算机科学, 2022, 49(3):197-203.
- [7] GARG K, NAYAR S K. Vision and rain[J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 75(1): 3-27.
- [8] DONG R, LI B, LIAO J, et al. Rainfall rate measurement method based on camera video analysis[J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2015,26(10):1960-1966. 董蓉,李勃,廖娟,等.基于摄像视频分析的降雨量测量 方法[J].光电子 · 激光,2015,26(10):1960-1966.
- [9] SONG C M, HONG X, LIU D K, et al. Rain removal method for traffic surveillance video in joint spatial-frequency domain[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2020, 33(9):852-866.

宋传鸣,洪旭,刘定坤,等.空-频域联合的交通监控视频 去雨方法[J]. 模式识别与人工智能,2020,33(9): 852-866.

- [10] MENG X Y, XUE X W, LI W L, et al. Motion-estimation based space-temporal feature aggregation network for multi-frames rain removal [J]. Computer Science, 2021, 48(5):170-176.
  孟祥玉,薛昕惟,李汶霖,等.基于运动估计与时空结合 的多帧融合去雨网络[J]. 计算机科学, 2021, 48(5):
- [11] ZHU J,LIU P Y,CHEN B F,et al. Single image de-raining on low-rank matrix completion[J]. Journal of Guangdong University of Technology,2020,37(4):1-8.

170-176.

朱鉴,刘培钰,陈炳丰,等.基于低秩矩阵补全的单幅图 像去雨算法[J].广东工业大学学报,2020,37(4):1-8.

- [12] ZHANG X F,LI J J. Single image de-raining using a recurrent dual-attention-residual ensemble network[J]. Journal of Software, 2021, 32(10):3283-3292.
  张学锋,李金晶.基于双注意力残差循环单幅图像去 雨集成网络[J].软件学报, 2021, 32(10):3283-3292.
- [13] LU B, GAI S. Single image rain removal based on multi scale progressive residual network[J]. Journal of Image and Graphics, 2022, 27(5):1537-1553. 卢贝,盖杉.多尺度渐进式残差网络的图像去雨[J].中 国图象图形学报, 2022, 27(5):1537-1553.
- [14] BOYD S, PARIKH N, CHU E, et al. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers[J]. Foundations and Trends in Machine learning, 2011, 3(1):1-122.
- [15] YUAN Y H, FU R, HUANG L, et al. Hrformer: High-resolution vision transformer for dense predict[EB/OL]. (2021-10-18) [2022-04-27]. https://arxiv.org/pdf/2110.09408. pdf.
- [16] ZHANG X P,LI H,QI Y Y,et al. Rain removal in video by combining temporal and chromatic properties[C]//Proceedings of 2006 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, July 9-12 2006, Toronto, Canada. New York:IEEE, 2006:461-464.
- [17] PU J P, ZHANG W, JIANG A J, et al. Characteristics of gamma a raindrop size distribution based on the precipitation particle spectrometer [J]. Scientia Meteorologica Sinica,2010,30(5):701-707.
  濮江平,张伟,姜爱军,等.利用激光降水粒子谱仪研究 雨滴谱分布特性[J]. 气象科学,2010,30(5):701-707.
- LIN D.LU C.HUANG H.et al. RSCM: Region selection and concurrency model for multi-class weather recognition
   IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26 (9):4154-4167.

#### 作者简介:

**梁卓然** (1983-),男,硕士,高级工程师,主要从事大气科学方面的 研究.