

一种视频雨滴检测与消除的方法

董蓉¹ 李勃¹ 陈启美¹

摘要 降雨天气往往导致监控视频质量下降. 本文提出首先在对数图像处理 (Logarithmic image processing, LIP) 框架下利用灰色调约束检测出候选雨滴, 进而利用主成分分析 (Principal component analysis, PCA) 方法计算每个候选雨滴的倾斜方向并构建其概率密度分布函数, 利用 Mean-shift 算法估计该分布函数的峰值, 作为检测到的雨滴降落方向, 然后, 通过方向约束去除候选雨滴中的干扰噪声. 最后, 文章采用一种加权的重构方法消除雨滴. 实验证明, 算法能够有效检测并去除各种场景中的雨滴.

关键词 对数图像处理, 均值漂移, 主成分分析, 雨滴消除

引用格式 董蓉, 李勃, 陈启美. 一种视频雨滴检测与消除的方法. 自动化学报, 2013, 39(7): 1093–1099

DOI 10.3724/SP.J.1004.2013.01093

A Method for Detection and Removal of Rain in Videos

DONG Rong¹ LI Bo¹ CHEN Qi-Mei¹

Abstract Rain may deteriorate the quality of surveillance videos. In this paper, we propose firstly to detect candidate raindrops in the logarithmic image processing (LIP) framework using constraints of gray tone. Then the tilt angle of each candidate raindrop is calculated using principal component analysis (PCA) and a probability density function of orientation is constructed. Mean-shift is used to estimate the peak of the distribution and it is considered to be the direction of detected falling raindrops, and noise blobs are eliminated by restricting the direction of candidate raindrops. Finally, a weighted composing method is used to remove rain. Experiments have demonstrated that the algorithm is able to detect and remove rain in a variety of scenes.

Key words Logarithmic image processing (LIP), mean-shift, principal component analysis (PCA), rain removal

Citation Dong Rong, Li Bo, Chen Qi-Mei. A method for detection and removal of rain in videos. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(7): 1093–1099

视频监控系统的广泛应用已广泛用于交通、金融、环保、社区生活等各个领域. 但是降雨等天气状况往往导致监控图像质量下降, 从而影响监控系统性能, 并且不利于后续目标跟踪、识别等算法施行. 文献 [1–2] 研究了雨的动力学和光学特性并提出利用时空相关性和光度模型检测雨滴, 通过拟合同一雨滴中的像素在受雨滴影响前后的亮度差值与背景亮度的线性比值辨别是否雨滴, 但雨滴通常面积较小, 拟合易受噪声干扰, 同时该方法还需已知摄像曝光时间. 文献 [3–4] 利用雨线长宽比、雨滴面积等形状特征检测雨, 但是需已知曝光时间、焦距等摄像参数, 另外, 噪声往往导致雨线断裂或合并, 从而无法获得真实

长宽比. 文献 [5] 对整个视频利用聚类方法辨别雨滴和背景, 因计算效率不高, 难以适用于实时检测场合. 文献 [6] 在色彩域进行雨滴检测, 但一般的外场监控视频色彩信息往往不足或失真. 文献 [7] 将雨滴视作运动前景, 采用高斯背景建模方法提取雨滴, 只适用于固定场景. 文献 [8] 分析雨滴现象在频域的特征, 对降雨视频序列作三维傅里叶变换, 在频域中检测消除雨滴, 再反变换至视频图像.

以往雨滴检测方法均采用实数运算法则对图像亮度进行处理, 这样的方式并不符合图像物理性质及人眼感知规律^[9], 本文提出采用符合人眼视觉的对数图像处理方法, 用灰色调替代传统的亮度值, 分析受雨滴影响的像素光度特征, 建立灰色调约束条件提取候选雨滴, 可以凸显雨滴信息, 检测效果更佳. 为满足实时性, 文章采用连续三帧图像进行雨滴检测. 为去除干扰噪声, 文章构建候选雨滴倾斜方向的概率密度分布函数, 并推导求取该分布函数峰值的 Mean-shift 方法, 通过约束候选雨滴的倾斜方向去除干扰. 针对去雨过程中可能导致的边缘突变问题, 文章提出一种加权重构方法, 能够有效改善去雨后的图像质量.

收稿日期 2011-10-28 录用日期 2012-12-06
Manuscript received October 28, 2011; accepted December 6, 2012

国家自然科学基金 (61105015), 江苏省自然科学基金 (BK2010366), 江苏省科技厅项目 (BE2011747) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61105015), Natural Science Foundation of Jiangsu Province (BK2010366), and Research Project of Science and Technology Department of Jiangsu Province (BE2011747)

本文责任编辑 章毓晋

Recommended by Associate Editor ZHANG Yu-Jin

1. 南京大学 南京 210046

1. Nanjing University, Nanjing 210046

1 雨滴检测

1.1 灰色调约束

对数图像处理 (Logarithmic image processing, LIP) 方法是一种针对有界亮度图像处理的框架, 其已被证明与人眼视觉感知一致^[9-10], 并于边缘检测、图像分割、图像增强等领域得到应用^[11-13]. 在 LIP 框架中, 亮度图像由灰色调函数 $f(x, y)$ 表征, 灰色调函数与入射光强度 $F(x, y)$ 的关系如式 (1) 所示:

$$f(x, y) = M \left(1 - \frac{F(x, y)}{F_{\max}} \right) \quad (1)$$

其中, F_{\max} 是人眼视觉系统的饱和亮度值. 在 LIP 框架下, 图像运算操作均被重新定义^[9], 灰色调函数 $f(x, y)$ 和 $g(x, y)$ 的加法定义为

$$f(x, y) \oplus g(x, y) = f(x, y) + g(x, y) - \frac{f(x, y)g(x, y)}{M} \quad (2)$$

可见, 两个定义在 $[0, M]$ 之内的灰色调函数的和仍然处于该范围内, 这与一般亮度图像加法可能导致溢出的结果完全不同. 除此以外, 反操作、减法以及绝对值运算分别定义为

$$\ominus f(x, y) = -M \frac{f(x, y)}{M - f(x, y)} \quad (3)$$

$$f(x, y) \ominus g(x, y) = M \frac{f(x, y) - g(x, y)}{M - g(x, y)} \quad (4)$$

$$|f|_{\mathbb{E}} = \begin{cases} f, & \text{若 } f \geq 0 \\ \ominus f, & \text{若 } f < 0 \end{cases} \quad (5)$$

式 (5) 中下标 \mathbb{E} 表示灰色调空间. 由式 (4) 可以看出, 灰色调减法具有非线性特征. 灰色调减法不仅与两者的线性差值有关, 还受到被减灰色调数值的非线性调节.

LIP 理论证明, 灰色调空间与实数空间 \mathbf{R} 同构^[9], 其映射由 ψ 表示:

$$\psi(f) = -M \ln \left(1 - \frac{f}{M} \right) \quad (6)$$

在灰色调函数的同构实数空间中, 可以利用普通的运算操作实现灰色调函数的运算, 如灰色调函数的加法可以先利用式 (7), 然后再利用 ψ 的逆函数将结果转换至灰色调空间, 如此可大大简化灰色调的运算.

$$\psi(f \oplus g) = \psi(f) + \psi(g) \quad (7)$$

由于雨滴会折射大范围的环境光线^[1], 因而场景被雨滴遮挡后的亮度往往高于该处原先的背景亮

度; 另一方面, 雨滴降落速度较快, 因而同一像素位置在相邻两帧很少同时被雨滴遮挡, 其时序亮度变化呈抖动状态. 由于灰色调是亮度的单调减函数 (式 (1)), 因此, 雨滴场景中的像素, 被雨滴遮挡时灰色调下降, 未被遮挡时则保持真实背景灰色调, 亦呈抖动状态. 图 1 显示了降雨场景中某个像素点的时序灰色调变化. 据此, 利用连续三帧图像即可检测出当前帧的雨滴, 定义如式 (8) 和式 (9) 所示.

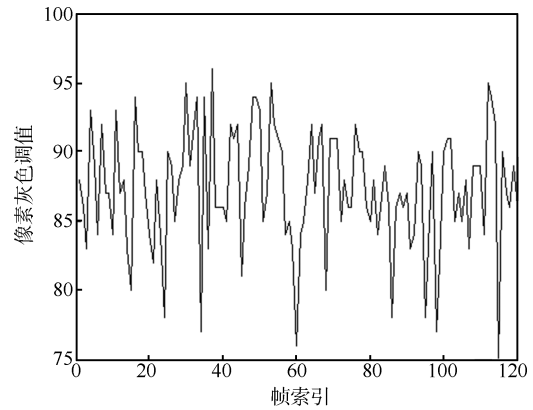


图 1 降雨场景中某像素的时序灰色调变化
Fig. 1 Sequential gray tone changing of a pixel in a rainy video

$$f_n < f_{n-1} \ \& \ f_n < f_{n+1} \quad (8)$$

$$|f_n \ominus f_{n-1}|_{\mathbb{E}} > T_f \ \& \ |f_n \ominus f_{n+1}|_{\mathbb{E}} > T_f \quad (9)$$

其中, f_{n-1}, f_n, f_{n+1} 是连续三帧图像的灰色调函数, T_f 为阈值. 如前所述, 运算 $|f \ominus g|_{\mathbb{E}}$ 可由 $|\psi(f) - \psi(g)|_{\mathbf{R}}$ 替代, 在 LIP 理论中, 这其实代表了灰色调 f 和 g 的欧氏距离. 采用灰色调函数运算而不直接采用亮度图像运算的优势在于, 亮度图像运算譬如亮度减法在整个亮度范围内均匀线性操作, 而灰色调函数运算如灰色调距离随图像灰色调值自适应调节, 具有非线性特征, 与人眼视觉规律相符合, 可以凸显雨滴信息.

1.2 方向约束

受风向影响, 同一场景中雨滴往往具有相近的坠落方向. 任意一个雨滴的二值化图像均可视为一个离散的数据分布, 如图 2 所示, 灰色区域代表雨滴, θ 是其倾斜方向, \mathbf{u}_1 是灰色区域数据分布的第一主成分方向, \mathbf{u}_2 是第二主成分方向, 由图 2 可见, 找到雨滴的倾斜方向等同于找到这个数据分布的第一主成分方向.

令 N_i 表示第 i 个雨滴占有的像素个数, X_i 为 $N_i \times 2$ 的矩阵:

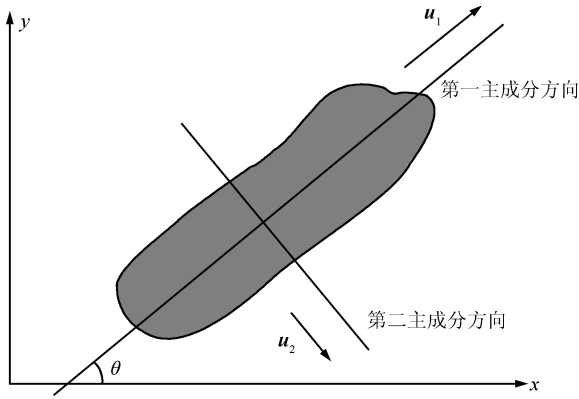


图2 雨滴的主成分方向

Fig. 2 Principle component directions of a raindrop

$$X_i = \begin{bmatrix} x_{i1} & y_{i1} \\ x_{i2} & y_{i2} \\ \vdots & \vdots \\ x_{iN_i} & y_{iN_i} \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中, (x_{ik}, y_{ik}) , $k = 1, 2, \dots, N_i$ 是该雨滴中第 k 个像素相对于该雨滴质心的坐标. 设向量 $\mathbf{u}_1^i = [u_{1x}^i, u_{1y}^i]^T$, $\mathbf{u}_2^i = [u_{2x}^i, u_{2y}^i]^T$ 是矩阵 $X_i^T X_i$ 的两个特征向量, 分别对应于特征值 λ_1^i , λ_2^i ($\lambda_1^i > \lambda_2^i$), \mathbf{u}_1^i 即表示第一主成分方向^[14], 则雨滴的倾斜方向 θ_i 可由式 (11) 计算.

$$\theta_i = \tan^{-1} \left(\frac{u_{1y}^i}{u_{1x}^i} \right) \quad (11)$$

另外, 数据在两个主成分方向上投影的方差分别可用于表示雨滴的长 a_i 和宽 b_i :

$$a_i = s \sqrt{\frac{(\lambda_1^i)^2}{N_i}}, \quad b_i = s \sqrt{\frac{(\lambda_2^i)^2}{N_i}} \quad (12)$$

其中, s 是系统常数.

由于对单个雨滴倾斜方向的估计可能存在误差, 故构建降雨方向的概率密度分布函数 $f(\theta)$, 由高斯核函数叠加的形式给出:

$$f(\theta) = C_0 \sum_i \frac{N_i}{\sqrt{2\pi}h_i} k \left(\left\| \frac{\theta - \theta_i}{h_i} \right\|^2 \right), \quad k(x) = e^{-\frac{1}{2}x} \quad (13)$$

其中, C_0 为归一化系数, 核函数带宽 h_i 用于描述 θ_i 的不确定性, 考虑到越接近圆形的雨滴, 其方向估计越难准确, 因此, 采用式 (14) 来定义该不确定性:

$$h_i = C \frac{b_i}{a_i} + H \quad (14)$$

其中, C, H 均为常数, C 是将长宽比值转换至核函数带宽时的尺度缩放, H 表示基本带宽.

注意到式 (13) 可视为一维核密度函数, Mean-shift 方法^[15] 是求取其极值的有效方法. 但是不同于一般的核密度函数, 式 (13) 中核函数带宽 h_i 随 θ_i 而变, 需重新推导 Mean-shift 偏移量 $m(\theta)$:

$$\begin{aligned} \nabla f(\theta) &= C_0 \sum_i \frac{2N_i}{\sqrt{2\pi}h_i^3} (\theta_i - \theta) g \left(\left\| \frac{\theta - \theta_i}{h_i} \right\|^2 \right) = \\ & \left[C_0 \sum_i \frac{2N_i}{\sqrt{2\pi}h_i^3} g \left(\left\| \frac{\theta - \theta_i}{h_i} \right\|^2 \right) \right] \times m(\theta) \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} m(\theta) &= \frac{\sum_i \frac{2N_i}{\sqrt{2\pi}h_i^3} \theta_i g \left(\left\| \frac{\theta - \theta_i}{h_i} \right\|^2 \right)}{\sum_i \frac{2N_i}{\sqrt{2\pi}h_i^3} g \left(\left\| \frac{\theta - \theta_i}{h_i} \right\|^2 \right)} - \theta, \\ g(x) &= -k'(x) \end{aligned} \quad (16)$$

降雨降水方向 θ_{main} 通过如下方式获得:

步骤 1. 设定初始值 θ_0 .

步骤 2. 令 $\theta_1 = m(\theta_0) + \theta_0$.

步骤 3. 若 $|\theta_1 - \theta_0| < \varepsilon$, 停止循环并令 $\theta_{\text{main}} = \theta_1$; 否则, 令 $\theta_0 = \theta_1$ 并回到步骤 2.

如果第 i 个雨滴的方向 θ_i 相对于 θ_{main} 的差值大于一定阈值, 则可判定为干扰噪声:

$$|\theta_i - \theta_{\text{main}}| > T_\theta \quad (17)$$

2 雨滴消除

为了从视频图像中去除雨滴, 需要估计当前帧被雨滴遮挡的背景的像素亮度值. 根据第 1.1 节所述, 像素在相邻两帧基本不会同时被雨滴遮挡, 可利用前一帧及后一帧中该像素的平均值作为当前帧的值^[2-3]:

$$I_n^{\text{new}}(x, y) = \frac{I_{n-1}(x, y) + I_{n+1}(x, y)}{2} \quad (18)$$

其中, (x, y) 是确定为雨滴的像素的坐标. 但是由于摄像机聚焦问题, 图像中的雨滴边缘往往呈模糊状态, 另外, 由于噪声影响, 检测到的雨滴有时存在缺口, 如果仅仅恢复检测到的雨滴部分的像素值, 可能造成突变的边缘以及图像马赛克, 而如果采取对恢复后的图像进行平滑滤波的方法, 可能导致图像模糊、信息丢失. 因此, 为了提高去雨后的图像质量, 采用式 (19) 所示的加权重构法进行雨滴消除: 先对检测到的雨滴二值化图像实施高斯模糊, 然后, 将该图中确定的雨滴部分的数值归一化至 1, 再将该图作

为权值 $w(x, y)$ 重建图像.

$$I_n^{\text{new}}(x, y) = w(x, y) \times \frac{I_{n-1}(x, y) + I_{n+1}(x, y)}{2} + (1 - w(x, y)) \times I_n(x, y) \quad (19)$$

为了对彩色图像去雨, 可以在 RGB 色彩空间三通道中分别用式 (19) 操作.

3 实验结果与分析

实验在 Matlab 7.1 下进行. 利用灰色调约束获得雨滴的二值化图像后, 通过提取连通区域进行雨滴分割, 再对每个候选雨滴实施方向约束. 实验首先采用多个不同视频场景系统来验证文中算法, 其次对比说明了 LIP 灰色调约束的优势及雨滴消除过程

中加权重构方法的效果. 所有实验中, 亮度转灰色调函数 (式 (1)) 时, 令 $M = F_{\text{max}} = 255$, 目的是使基于 LIP 灰色调和基于图像亮度两种不同框架的运算于统一的数值范围进行, 便于比较. 根据大量实验过程, 式 (14) 中的常数 C 和 H 设定为 30 和 5.

图 3~图 7 显示了本文算法在 (a)、(b)、(c) 三个不同场景的应用效果. 场景 (a)、(b) 由手持摄像机录制, 场景 (c) 来自于文献 [8], 由移动摄像机录制. 图 3 显示的是视频当前帧原图; 图 4 显示的是灰色调约束后获得的雨滴二值化图像, 灰色调阈值为 10; 图 5 是根据图 4 的二值化图利用式 (13) 获得的降雨方向概率密度函数; 图 6 是利用式 (17) 进行方向约束后的二值化图, 根据大量实验过程, 方向约束阈值设为 10° ; 图 7 是去除雨滴后的图像.



图 3 当前帧原图

Fig. 3 Initial image of current frame

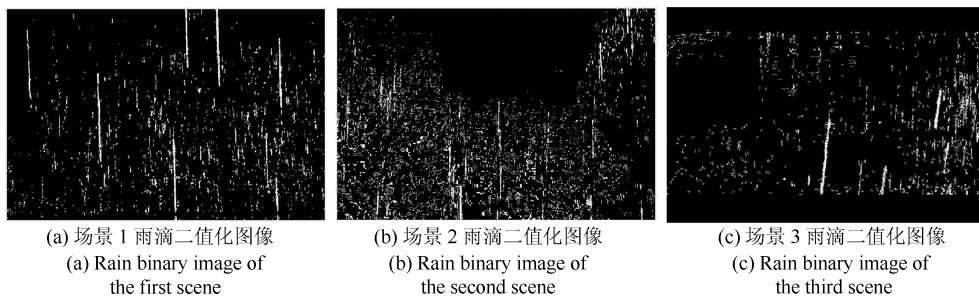


图 4 灰色调约束后检测出的雨滴二值化图像

Fig. 4 Rain binary image using gray tone constraint

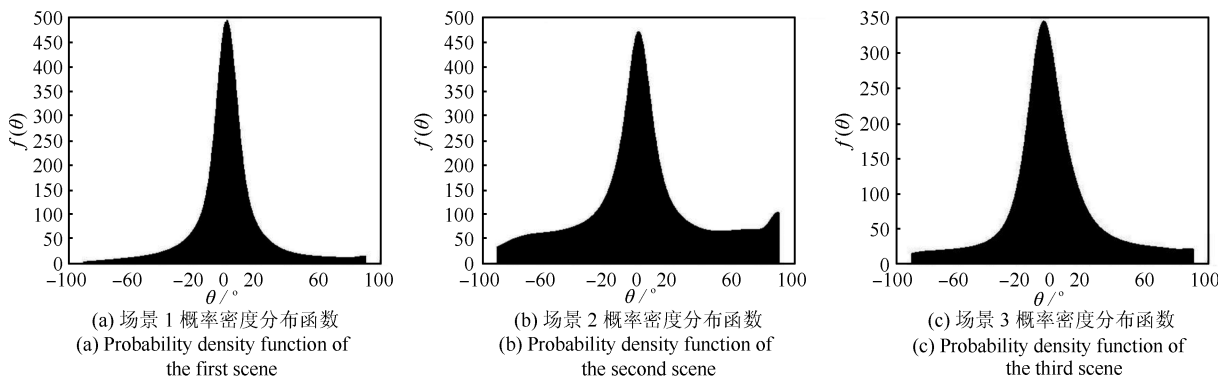


图 5 雨滴倾斜方向概率密度分布函数

Fig. 5 Probability density function of orientation of raindrops

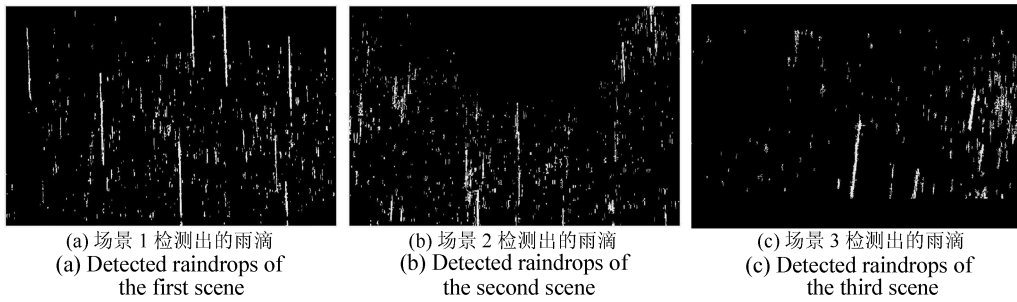


图 6 方向约束后确定的雨滴

Fig. 6 Detected raindrops using orientation constraint

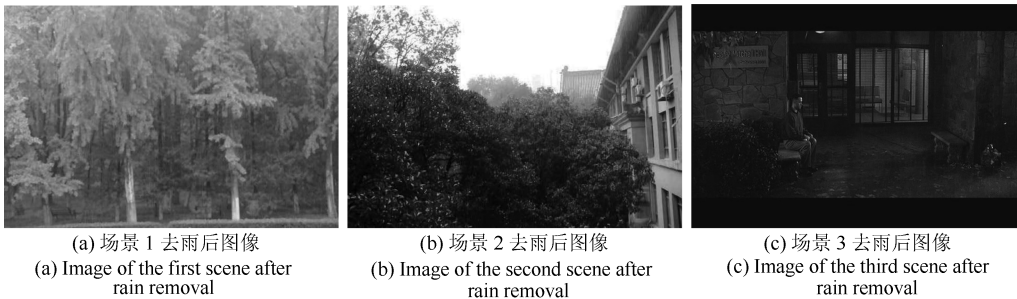


图 7 去雨后的图像

Fig. 7 Image after rain removal

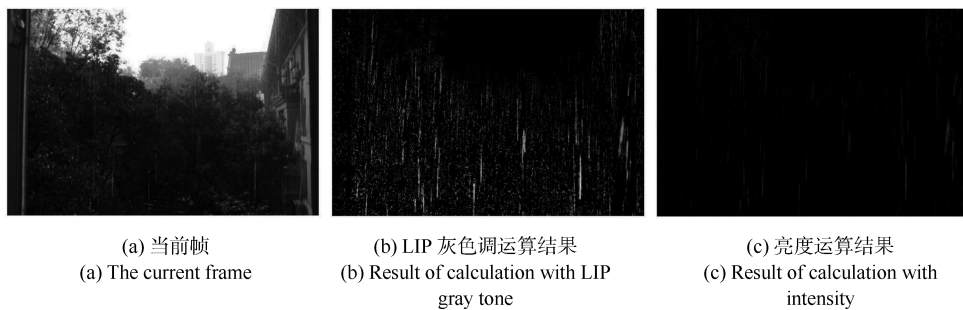


图 8 LIP 灰色调运算和亮度运算的差别

Fig. 8 Difference between LIP calculation and intensity calculation

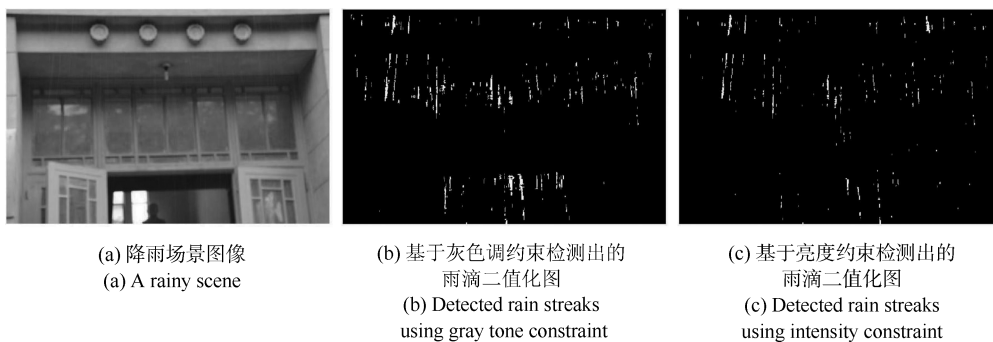


图 9 基于灰色调约束和基于亮度约束检测雨的结果对比

Fig. 9 Comparison between rain detection based on the gray tone constraint and intensity constraint

场景 (a) 中, 存在一些较长雨线, 方向信息可靠度较高, 所构建的方向概率密度函数的峰值非常明显, 去雨恢复的效果也较好. 场景 (b) 中, 树叶微微

晃动导致依据灰色调约束的结果存在较多噪声斑点, 通过方向约束, 消除了很多噪声斑点. 需要说明的是, 视频中屋檐下方连续不断受雨影响的区域并未

被检测到, 因为该区域一直被雨遮挡, 灰色调变化非常不明显. 场景 (c) 中摄像机一直处于运动状态, 由于本文算法仅需要连续三帧图像, 因而在此种情况下也能检测并去除雨滴.

图 8 显示了 LIP 运算和亮度运算的差别. 图 8 (b) 为相邻两帧图像在 LIP 框架下灰色调的差分并同时满足式 (8) 的结果, 图 8 (c) 为相邻两帧亮度图像差分并同时满足式 (8) 的结果. 从图 8 中可以看出, 由于 LIP 运算操作具有非线性的特征, 利用灰色调约束能获得更为丰富的信息, 雨滴更为明显, 有利于后续处理, 对于基于视频的降水量检测等扩展应用也很有益处.

进一步, LIP 的优势更多的体现于其对图像中较暗部分的信息处理, 如图 9 所示. 图 9 (b) 是以式 (8) 和式 (9) 的灰色调约束检测出的雨滴, 图 9 (c) 是将式 (8) 和式 (9) 中的灰色调及运算操作以其相应的亮度值及运算操作代替所检测到的雨滴. 图 9 (b) 中, 灰色调阈值 T_f 选为 10; 图 9 (c) 中, 亮度阈值选为 3. 由图 9 可见, 尽管亮度阈值已经很低, 但仍然无法检测出图像中较暗部分 (门洞处) 的雨滴, 其他区域的雨滴检测也没有图 9 (b) 中完整. 另外, 需要说明的是, 在门窗玻璃处, 由于反射光线严重, 雨滴对图像影响非常微弱, 故两种框架下均未检测到雨滴.

图 10 显示了加权重构法去雨的优势. 图 10 (c) 和 10 (d) 是利用式 (18) 进行雨滴消除的结果, 由于雨滴存在散焦效应, 去雨后的图像存在明显的去雨痕迹. 图 10 (e) 和 10 (f) 是利用式 (19) 加权重构法去雨的结果, 可见图像质量得到较大改善.

为定量评估文章算法的检测性能, 表 1 给出两个场景下算法误检率、漏检率统计结果, 由连续 20 帧图像获得. 误检率定义为被误检为雨滴的噪声数目与算法检测出来的雨滴数目的比值, 漏检率定义为没被检测出来的雨滴数目与实际雨滴数目的比值. 对于图 3 场景 (a), 由于画面噪声较大, 同时存在树林干扰, 误检率稍高; 对于图 9 场景, 在背景为灰白色墙面部分, 雨滴不太明显, 漏检率相对于场景 (a) 稍高.

算法执行时间主要与视频图像大小有关, 时间复杂度为 $O(mn)$, m, n 为图像长宽像素. 表 2 显示了利用文章算法对不同大小的视频图像在 Matlab 平台下处理每帧的平均时耗.

表 3 给出了本文算法与其他算法相比的优势. 相比而言, 本文算法可以适应动、静态场景的在线雨滴去除, 且无需已知摄像参数, 便于实际应用.

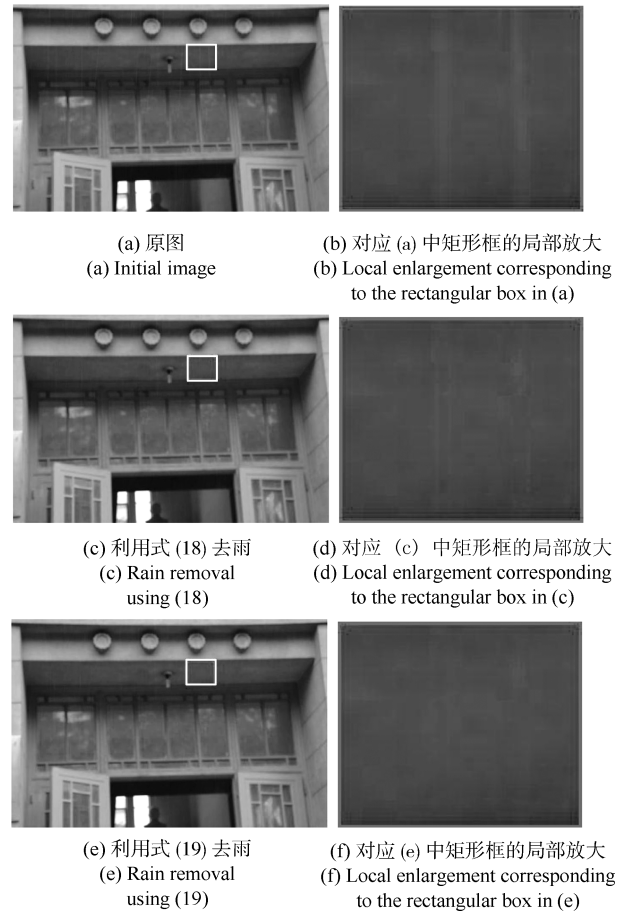


图 10 雨滴消除效果对比

Fig. 10 Comparison of results of rain removal

表 1 本文算法误/漏检率统计

Table 1 FPR/TNR of the proposed algorithm

	检测到的数目 雨滴	噪声	实际雨滴数目	误检率	漏检率
图 3 场景 (a)	4 067	468	4 151	10.3 %	2.0 %
图 9 场景	3 190	165	3 289	4.9 %	3.0 %

表 2 本文算法耗时情况

Table 2 Running time of the proposed algorithm

图像帧大小	360 × 240	640 × 424	720 × 480
平均时耗 (秒/帧)	0.3	1.1	1.3

表 3 算法对比

Table 3 Comparison with other algorithms

算法	静态场景	动态场景	在线检测	是否需摄像参数
文献 [2] 算法	Y	Y	Y	Y
文献 [4] 算法	Y	Y	Y	Y
文献 [5] 算法	Y	Y	N	N
文献 [7] 算法	Y	N	Y	N
文献 [8] 算法	Y	Y	N	N
本文算法	Y	Y	Y	N

4 结语

文章提出了一种针对视频图像雨滴检测与消除的方法. 首先, 将亮度图像映射至灰色调空间, 在 LIP 框架下利用灰色调的变化检测候选雨滴, 然后, 利用主成分分析求取候选雨滴的倾斜方向, 并构建了雨滴倾斜方向的概率密度函数, 再利用 Mean-shift 方法求取其峰值所在, 通过倾斜方向约束去除干扰. 最后, 利用所提的加权重构方法进行雨滴消除. 实验部分在多个场景下对所提算法进行了验证, 包括固定摄像视频以及移动摄像视频, 给出了误检率、漏检率、耗时量等指标, 并与其他算法进行了对比. 本文算法可以适应动、静态场景的在线雨滴去除, 且无需已知摄像参数, 适合于实际应用.

算法目前还不能有效检测连续不断被雨滴遮挡的区域, 针对这种情况, 可以采用更长的缓存图像序列同时处理, 但需要考虑保证算法在线实时性. 另外, 在雨滴检测的基础上, 本文拟进一步研究雪花检测算法.

References

- Garg K, Nayar S K. Vision and rain. *International Journal of Computer Vision*, 2007, **75**(1): 3–27
- Garg K, Nayar S K. Detection and removal of rain from videos. In: Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE, 2004. I-528–I-535
- Brewer N, Liu N J. Using the shape characteristics of rain to identify and remove rain from video. In: Proceedings of the 2008 Joint IAPR International Workshop on Structural, Syntactic, and Statistical Pattern Recognition. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2008, **5342**: 451–458
- Miao Y, Hong H N, Kim H. Size and angle filter based rain removal in video for outdoor surveillance systems. In: Proceedings of the 8th Asian Control Conference. Kaohsiung, Taiwan, China: IEEE, 2011. 1300–1304
- Zhang X P, Li H, Qi Y Y, Leow W K, Ng T K. Rain removal in video by combining temporal and chromatic properties. In: Proceedings of the 2006 International Conference on Multimedia and Expo. Toronto, Canada: IEEE, 2006. 461–464
- Liu Peng, Xu Jing, Liu Jia-Feng, Tang Xiang-Long. An algorithm for real-time analysis of rain-affected videos. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(10): 1371–1378
(刘鹏, 徐晶, 刘家锋, 唐降龙. 一种受雨滴污染视频的快速分析方法. *自动化学报*, 2010, **36**(10): 1371–1378)
- Bossu J, Hautié N, Tarel J P. Rain or snow detection in image sequences through use of a histogram of orientation of streaks. *International Journal of Computer Vision*, 2011, **93**(3): 348–367
- Barnum P C, Narasimhan S G, Kanade T. Analysis of rain and snow in frequency space. *International Journal of Computer Vision*, 2010, **86**(2–3): 256–274
- Pinoli J C. The logarithmic image processing model: connections with human brightness perception and contrast estimators. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 1997, **7**(4): 341–358
- Jourlin M, Pinoli J C. Logarithmic image processing: the mathematical and physical framework for the representation and processing of transmitted images. *Advances in Imaging and Electron Physics*, 2001, **115**: 129–196
- Panetta K, Agaian S, Zhou Y C, Wharton E J. Parameterized logarithmic framework for image enhancement. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2011, **41**(2): 460–473
- Zhang Xin-Long, Wang Rong-Gui, Zhang Xuan, Zhu Jing. Calculation model and algorithm in foggy image enhancement. *Journal of Image and Graphics*, 2011, **16**(8): 1359–1368
(张新龙, 汪荣贵, 张璇, 朱静. 雾天图像增强计算模型及算法. *中国图象图形学报*, 2011, **16**(8): 1359–1368)
- Deng G. A generalized logarithmic image processing model based on the gigavision sensor model. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(3): 1406–1414
- Hastie T, Tibshirani R, Friedman J. *The Elements of Statistical Learning*. America: Springer, 2001. 64–67
- Comaniciu D, Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on Pattern Recognition and Machine Learning*, 2002, **24**(5): 603–619



董蓉 南京大学电子科学与工程学院博士研究生. 2007 年获得南京大学电子科学与工程学院学士学位. 主要研究方向为视频图像处理.

E-mail: drwistaria@163.com

(**DONG Rong** Ph.D. candidate at the School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University. She

received her bachelor degree from Nanjing University in 2007. Her research interest covers video and image processing.)



李勃 南京大学电子科学与工程学院副教授. 2009 年获得南京大学电子科学与工程学院博士学位. 主要研究方向为视频图像处理, 网络通信. 本文通信作者. E-mail: liboee@nju.edu.cn

(**LI Bo** Associate professor at the School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University. He

received his Ph.D. degree from Nanjing University in 2009. His research interest covers video and image processing, and network communication. Corresponding author of this paper.)



陈启美 南京大学电子科学与工程学院教授. 主要研究方向为视频图像处理, 网络通信.

E-mail: chenqimei@nju.edu.cn

(**CHEN Qi-Mei** Professor at the School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University. His

research interest covers video and image processing, and network communication.)