

视频图像去雨技术研究前沿

徐波^{1,2}, 朱青松², 熊艳海^{2,3}

(1. 中国科学技术大学计算机科学与技术学院, 合肥 230027; 2. 中国科学院深圳先进技术研究院, 广东深圳 518055;
3. 新加坡南洋理工大学交叉学科学院, 新加坡 639798)

摘要: 户外视觉系统越来越广泛地应用于军事、交通及安全监控等领域,但是恶劣天气严重影响了系统的性能,而下雨是最频繁的恶劣天气之一,会严重损害视频图像的质量,因此检测和去除视频图像中的雨滴对于一个全天候的户外视觉系统来说是必不可少的。去雨技术不仅可以恢复被雨滴影响的视频图像,而且有利于对视频图像的进一步处理,包括基于视频图像的目标检测、识别、追踪、分割和监控等技术的性能提高。为了去除视频图像中的雨滴,首先要分析其成像规律,深入研究雨滴的几何、亮度、色彩和时空等特性,然后基于这些特性进行雨滴检测,最后去除雨滴,修复视频图像。讨论了目前的各种去雨技术,从视频图像中雨滴的特性入手,详细地阐述了各类去雨算法及其优缺点。为了内容的全面性和完整性,对部分具有代表性的算法进行了定量和定性分析。最后对该研究领域中亟待解决的问题进行了总结,并且在此基础上对其未来的发展方向做了进一步展望。

关键词: 计算机视觉; 图像修复; 雨滴检测; 雨滴去除

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 2095-2783(2015)08-0916-12

The research forefront of rain removal for videos and images

Xu Bo^{1,2}, Zhu Qingsong², Xiong Yanhai^{2,3}

(1. School of Computer Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China;
2. Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen, Guangdong 518055, China;
3. Interdisciplinary Graduate School, Nanyang Technological University, Singapore 639798, Singapore)

Abstract: Outdoor vision systems are becoming increasingly widely used in the field of military, transportation, security surveillance applications. However, bad weathers affect severely the performance of system. Rain is also the most frequent adverse weather, and the video image influenced by the rainfall will be severely degraded. Therefore, it is essential for an all-weather outdoor vision system to detect and remove raindrops in the videos and images. Rain removal technique not only restores the rain-affected videos and images, but also is beneficial to the further processing of videos and images, including increasing performance of computer vision algorithms in areas such as object detection, recognition, tracking, segmentation and video surveillance. In order to restore rain-affected pixels in images, the first step is to analyze the process of rain projection on image and the geometric, intensity, chromatic and spatiotemporal properties of raindrop. These properties are applied to detect and remove the raindrop to restore image sequence. We made an overall introduction on state-of-art rain removal techniques, a detailed presentation of different kinds of algorithms as well as their merits and demerits. For comprehensiveness and completeness of the contents, some representative algorithms were analyzed quantitatively and qualitatively. Finally, we make a conclusion on the urgent problems on this topic, and then we propose an assumption on potential research trends related to it.

Key words: computer vision; image in painting; rain detection; rain removal

视频图像去雨是指从视频图像中检测雨滴并将其去除的一种关键技术,也是计算机视觉中的一个重要研究分支,近年来已得到深入的研究,在目标检测、识别、追踪、分割和监控等领域有巨大的应用前景。随着计算机视觉技术的迅猛发展,户外视觉系统开始广泛应用于军事、交通及安全监控等领域。然而,由于各类恶劣天气造成的图像模糊和信息覆盖等^[1-2],会直接或间接影响户外视觉系统的性能。建立一个去除各种恶劣天气对视频图像带来影响的全天候户外视觉系统很有必要。雨作为一种最常见的恶劣天气的产物,因其在空间上呈随机概率分布

且一直处于快速运动状态,使得雨滴的检测和去除在国内外学术界一直是一项极具挑战而且很有意义的研究课题。

有关视频图像中雨滴特性的研究已受到国际学术界的广泛关注^[3-11],去雨算法的研究也从2003年文献[12]提出的时域中值滤波开始得到了迅速的发展。特别是最近几年,视频图像去雨技术已成为新的研究热点,去雨技术也取得较大进展,特别是在静态场景中。但还是有很多问题亟待解决,如单幅图像去雨技术的计算量大、动态场景中容易造成误检等。如何在保证高准确率的前提下提高去雨的鲁棒

收稿日期: 2014-09-05

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(973计划)资助项目(2010CB732606);国家自然科学基金资助项目(61303166)

作者简介: 徐波(1990—),男,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉、嵌入式系统

通信联系人: 朱青松,副研究员,主要研究方向为计算机视觉,qs_zhu@siat.ac.cn

性和实时性,是目前视频图像去雨领域的难点和焦点。

本文总结了最近十余年视频图像的去雨技术,重点分析了近几年的最新研究进展。

1 视频图像中雨滴的特性

视频图像上雨滴的空间分布是随机的,而且因为雨滴下落的速度较快,在图像成像期间,雨滴会形成雨线的视觉效果,影响图像质量。找出雨滴与背景、雨滴与运动物体的差别是雨滴检测和去除的基础,所以对雨滴特性的分析显得尤为重要。本文将对雨滴的几何、亮度、色彩和时空等特性进行深入分析。

1.1 几何特性

典型的雨滴直径在 0.1~3.5 mm 之间,其直径与分布密度之间的关系由文献[3]通过实验数据分析得到,即雨滴尺寸分布为

$$N_d = N_0 e^{-\Lambda d}. \quad (1)$$

式中:当 $d=0$ 时的雨滴尺寸分布为 N_0 , N_0 取 0.08 cm^{-4} ; 参数 $\Lambda = 41R^{-0.21} \text{ cm}^{-1}$, R 是降雨率(mmhr^{-1}); d 为雨滴直径,单位为 mm。 N_d 的单位为 $\text{mm}^{-1} \text{ m}^{-3}$ 。

雨滴的形状并不是严格的球体。当雨滴半径比较小时,雨滴近似球体;当雨滴半径比较大时,雨滴是一个扁球体。文献[4]提出的雨滴形状公式为:

$$r(\theta) = a \left(1 + \sum_{n=1}^{10} c_n \cos(n\theta) \right). \quad (2)$$

式中: a 是雨滴未失真的半径; c_n 是形状系数; θ 是极角; $r(\theta)$ 是 θ 方向的极径。

在不考虑风力的情况下,雨滴在降落过程中受空气阻力、重力和空气浮力等因素影响,可以达到一个稳定的最终速度,该速度取决于其直径。文献[5]通过对实验数据进行最小二乘法曲线拟合,得到了雨滴的最终速度与其直径之间的关系式:

$$v_0 = -0.2 + 5d - 0.9d^2 + 0.1d^3; \quad (3)$$

$$v = v_0 \left(\frac{\rho_0}{\rho} \right)^{0.4}. \quad (4)$$

式中: v 为雨滴下落的最终速度, m/s ; d 为雨滴直径, mm ; ρ 为雨滴所在位置的空气密度; ρ_0 为和 1013 mb 大气条件下的空气密度; v_0 为同条件下的雨滴最终速度。雨滴的降落方向会因为风向的变化而发生偏转,但是从整体来说,同一幅图像上的雨滴降落方向基本一致[6]。

文献[7]建立了一个雨滴成像模型。假设图像上拍摄到的雨滴与镜头有相同的距离,而且相对镜头的速度就是式(4)所得的最终速度,则雨滴在图像上成像的宽度 b 和长度 l 可以由其直径 d 、雨滴距镜头的距离 z 、曝光时间 e 及相机的焦距 f 得出,即

$$b(d, z) = \frac{df}{z}, \quad (5)$$

$$l(d, z) = \frac{v(d)ef}{z} + \frac{df}{z}. \quad (6)$$

1.2 亮度特性

雨滴可以反射和折射光线,由于雨滴的形状特征,它可以将近 165° 视角的光线折射到图像上[8],反射部分只占其中 6%[1],因此被雨滴覆盖的像素,其亮度往往高于背景的亮度。

高速下降的雨滴会在图像上造成运动模糊,而形成雨线,降低视觉系统的性能。被覆盖像素的亮度不仅受雨滴的影响,也会受背景的影响。考虑相机曝光时间为 T ,假设雨滴在这段时间内覆盖某一像素的时间是 τ ,且 τ 远小于相机曝光时间 T ,图像上该像素在曝光时间 T 内的雨线亮度 I_{br} 由雨滴和背景亮度共同决定[1],为

$$I_{br} = \int_0^\tau E_r dt + \int_\tau^T E_b dt. \quad (7)$$

式中: E_r 是有雨滴覆盖时的瞬时雨滴亮度;而 E_b 是无雨滴覆盖时的瞬时背景亮度。在无雨滴覆盖时,背景的平均亮度用 \bar{E}_b 表示。在有雨滴覆盖的时间 τ 内,雨滴的平均亮度用 \bar{E}_r 表示。用 $I_b = \bar{E}_b T$ 表示像素不被雨滴覆盖时的亮度, $I_r = \bar{E}_r T$ 表示雨滴在 T 时间内的亮度。令 $\alpha = \tau/T$,则像素亮度及其因雨滴覆盖产生的亮度变化 ΔI 可以表示为:

$$I_{br} = \alpha I_r + (1 - \alpha) I_b, \quad (8)$$

$$\Delta I = I_{br} - I_b = \alpha I_r - \alpha I_b. \quad (9)$$

文献[9]通过使用偏度值的定量计算方法,发现雨滴对像素带来的亮度变化在时域上呈现出对称性。随着时间的变化,雨滴像素的亮度值在亮度平均值上下的波动范围较小,这是受运动物体影响的像素所不具备的特征。

1.3 色彩特性

文献[10]进一步对图像上成像的雨滴特性进行研究,发现受雨滴影响的像素在 RGB 三个颜色通道上的变化量取决于它的背景颜色。因为 RGB(Red, Green, Blue 的缩写)三原色光的波长并不相同,所以相应的折射角有细微差别,但是三原色的雨滴可视角都在 165° 附近。当背景的颜色即 RGB 分量的大小和比例不相同,三个颜色分量的变化量 ΔR 、 ΔG 和 ΔB 也有相应的微小差别,可以近似为相等。

1.4 时空特性

雨滴在空中是随机分布的。由于雨滴下落到靠近地面时速度比较快,同一粒雨滴一般不可能在相邻两帧中出现。另外,图像中任何一个像素在整个视频中一般不可能一直被雨滴覆盖。对于有相似背景的相邻两像素,它们的亮度波动也是相似的[11]。

2 视频图像中雨滴检测与去除的研究

前人关于视频图像上雨滴检测与去除的研究,其应用场景根据动态特性可以分为静态场景与动态场景两类。静态场景指拍摄于固定场景,除了雨滴之外,没有明显运动物体的视频场景或者单幅图像。

而动态场景中,除了雨滴之外,还会存在其他运动物体,甚至镜头本身就有移动。基于这两种应用场景的去雨算法各有侧重,接下来将分别对各类算法进行详细的讨论与分析。

2.1 静态场景中的雨滴检测与去除

假设视频图像拍摄过程中保持镜头不动,并且镜头中除了雨滴之外,不出现其他明显的运动物体,像素的亮度变化主要由雨滴造成,可以据此判断出雨滴像素。静态场景中影响图像质量的因素较少,分析起来也相对简单,基于静态场景的雨滴检测与去除技术已取得较大进展。下面将分别基于视频连续帧和单幅图像进行总结。

2.1.1 基于视频连续图像的去雨技术

文献[12]采用简单的平均法进行视频去雨,作者认为在视频图像序列中,雨滴对像素的影响只存在于少数几帧里面,因此直接将视频帧进行平均就可以得到不受雨滴影响的原图像。这种处理方法简单快捷,但是只有在雨势不大的时候才有比较理想的效果。文献[13]和[14]提出利用前后共5帧的改进算法,提高了去雨效果,但是降低了去雨的实时性。

文献[15]提出了一种根据雨滴像素亮度变化的偏度进行检测的算法。像素亮度变化的偏度是指像素亮度在其平均值上下呈现出来的对称性偏移度。如果偏度不超过阈值,则认为该像素是雨滴像素。偏度计算公式为

$$\text{Skew}(x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n ((x_i - \bar{x})/s)^3. \quad (10)$$

式中: \bar{x} 是像素在所有视频帧里面亮度值 x_1, x_2, \dots, x_n 的平均值; s 为标准差。在算法应用之前,先统计连续数帧的像素亮度,估算一个阈值,该文中取阈值为100;然后计算像素的偏度并判断像素是否为雨滴;最后用改进的 α 混合^[10]方法进行图像修复,有

$$C = \alpha C_b + (1 - \alpha) C_{br}, \quad (11)$$

$$\alpha = \sum N_b / \sum (N_b - N_{br}). \quad (12)$$

式中: α 为改进的系数; C 为新的像素颜色; C_b 为背景颜色; C_{br} 为雨线颜色; N_b 是背景的元素数量; N_{br} 是雨线的元素数量。

文献[16]根据雨滴分布在时间上的统计特性,分析像素在时间域上的亮度直方图,认为雨滴像素的亮度变化呈现混合高斯模型(mixture of gaussian, MoG)的特点,从而采用简化的 K 均值聚类方法进行像素的分类判定。若取 $K = 2$,用 K 均值聚类方法为不同视频帧中同一位置的像素分类时,首先将最大亮度像素和最小亮度像素初始化为雨滴像素类与背景像素类的唯一元素,同时也是中心值;然后每次把剩余像素中的一个划分到某一个类,并且更新对应类的中心值。划分像素时计算像素分别与两类中

心的距离 d ,将其划分到距离较近的一类,计算公式为

$$d(I_p, \omega) = |I_p - \omega|. \quad (13)$$

聚类中心 ω 更新时的公式为

$$\omega(t+1) = \frac{1}{|C(t)|} \sum_{I_p \in C(t)} I_p. \quad (14)$$

式中: $C(t)$ 代表对应类中的元素数目。而在作者简化的 K 均值聚类方法中,首先计算所有像素在时域上的亮度直方图,因为相似像素的直方图具有相同特征,所以可以根据相似像素的亮度直方图计算它们被雨滴覆盖时的亮度区间 (θ_-, θ_+) 。得到该区间之后,在视频每一帧判断这些像素是否为雨滴时不需计算像素亮度与聚类中心的欧氏距离,只需判断亮度是否在该区间即可。最后用背景聚类中心值替代雨滴像素值进行图像修复。

文献[17]和[18]提出的基于模糊 C 均值聚类的去雨算法在静态场景中也能达到利用 K 均值聚类去雨的效果。

文献[11]在 K 均值聚类算法的基础上,提出了一种利用像素 RGB 分量来减少误判的方法,所依据的公式为:

$$I_{Rbr}(x, y) = \alpha I_{Rr}(x, y) + (1 - \alpha) I_{Rb}(x, y); \quad (15)$$

$$I_{Gbr}(x, y) = \alpha I_{Gr}(x, y) + (1 - \alpha) I_{Gb}(x, y); \quad (16)$$

$$I_{Bbr}(x, y) = \alpha I_{Br}(x, y) + (1 - \alpha) I_{Bb}(x, y). \quad (17)$$

式中: $\alpha = \tau/T$; I_{Rbr} 、 I_{Gbr} 、 I_{Bbr} 是根据 K 均值聚类得到的雨线像素的 RGB 颜色分量, I_{Rb} 、 I_{Gb} 、 I_{Bb} 则对应聚类得到的背景像素 RGB 颜色分量。由式(15)~(17)计算出雨滴像素 RGB 颜色分量 I_{Rr} 、 I_{Gr} 、 I_{Br} 之后,就可以根据三者是否相近来判断该像素的亮度变化是否源自雨滴影响。聚类得到的类元素数被用于确定去雨时使用的 α 混合方法的系数。

以上5种方法主要应用了雨滴的亮度变化及其时间特性,在处理静态场景中的雨滴时有较好的效果。但是由于去雨处理时都必须预先获得多帧甚至视频所有帧的信息,因此这些方法缺乏时效性。

文献[19]提出用离散时间的卡尔曼滤波进行雨滴检测与去除,结合像素在上一帧的亮度估计值和在当前雨图中的亮度值,可以计算得到当前时刻的像素亮度估计值,然后用于修复该像素。这种方法可用于实时处理,但是由于用来修复图像亮度的估计值很大部分取决于当前时刻的亮度值,所以这种方法不适合处理存在光照变化的场景。

2.1.2 基于单幅图像的去雨技术

研究视频去雨时也可单独对每一帧图像进行处理。从频域的角度分析雨图,可以发现大部分背景信息有低频特征,而雨滴和物体边缘则表现为高频特征。利用该特点可以将雨图分为低频部分和高频部分,再对高频部分进一步处理,将得到的结果与低

频部分相结合可修复图像。文献[20]、文献[21-22]及文献[23-24]利用该思路进行雨滴检测与去除。其中,文献[21]利用双边滤波^[25]分解图像得到低频部分与高频部分,然后再对高频部分进行基于形态学成分分析^[26]的图像分解。在对图像进行分解时,先利用雨线方向直方图特征对高频部分进行 K 均值聚类,得到雨滴字典和非雨字典;接着再对两个字典进行稀疏编码^[20-22],获得高频部分的非雨成分图,最后整合高频部分的非雨成分和低频部分得到去雨图像。文献[27]去雨用到的也是相似的方法。这种方法可以独立地对单张雨图进行自动去雨,不需要额外的信息。但是利用雨线直方图特征对图像进行处理无法保证雨滴精确的分类。所以文献[23]提出了一种基于上下文感知的去雨改进算法。该方法先利用上下文约束对雨图 I 进行图像分割和分类得到 K 个上下文类 I^k ,同时利用双边滤波得到高频部分 I_{HF} 和低频部分 I_{LF} ,并对高频部分进行配置映射得到上下文标签 I_{HF}^k ,并且 $I_{\text{HF}} = \bigcup_{k=1}^K I_{\text{HF}}^k$,所以高频部分中的每个像素都有对应的上下文标签;接着再通过基于上下文感知的字典学习得到字典 D_{HF}^k ,利用基于主成分分析(principal components analysis, PCA)^[28]和支持向量机(support vector machine, SVM)^[29]的聚类方法对雨滴元素进行识别,得到两个互为补集的雨滴字典 $D_{\text{HF-R}}^k$ 和非雨字典 $D_{\text{HF-G}}^k$;再结合稀疏编码分别对每个上下文类 I^k 进行图像分解,得到高频部分的非雨成分图和雨滴成分图;最后整合高频部分的非雨成分和雨图的低频部分得到去雨图像。文献[22]提出,这种基于单幅图像的去雨算法可以应用于视频图像去雨技术。文献[30]在分割图像为低频部分和高频部分时选用的是引导滤波器,并且在字典学习应用时加入了景深判断,辅助图层分割。文献[31]提出的算法运用增强 K 奇异值分解进行字典学习,运用正交匹配追踪算法进行稀疏编码。在进行图像修复时,将分割图像时得到的低频部分和进一步处理之后的高频部分进行整合即可。应用字典学习的方法可以有效地去除单幅图像中的雨滴,适用范围很广,但是由于字典学习的过程复杂,计算量大,整个去雨算法耗费的时间很长。

文献[32]提出用引导滤波的方法进行雨滴检测与去除。引导滤波方法根据基准图和输入图像得到输出图像。基准图的计算公式为

$$I_t = I_{\text{br-max}} - I_{\text{br-min}} = (1 - \alpha)(I_{\text{b-max}} - I_{\text{b-min}}). \quad (18)$$

式中: $I_{\text{br-max}}$ 和 $I_{\text{br-min}}$ 分别是像素在雨图中RGB三通道中的最大值和最小值,而 $I_{\text{b-max}}$ 和 $I_{\text{b-min}}$ 是像素在背景图中RGB三通道中的最大值与最小值, $\alpha = \tau/T$ 。因为 τ 远小于 T ,所以 α 接近0, $(1 - \alpha) \rightarrow 1$,也即 I_t 只与背景图 I_b 相关。得到基准图 I_t 之后,可计算结果图 I' ,计算公式为

$$q_i = \bar{a}_k I_i + \bar{b}_k, \quad (19)$$

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \epsilon}, \quad (20)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k. \quad (21)$$

式中:以基准图 I_t 为输入 I_i ,以雨图 I_{br} 的RGB通道分量分别为输入图像 p_i ,计算得到 I' 的RGB通道图像 q_i 。图像 I' 并不等于背景图 I_b ,所以需要再次应用引导滤波,即将 I' 作为基准图,仍然以 I_{br} 为输入,就可以得到原雨图去除雨滴之后的图像。然而这样得到的结果图像较为模糊,细节与边缘信息丢失严重。在文献[33]中,作者提出了改进算法,先后进行3次引导滤波。输入图像仍为 I_{br} 。第一次采用的基准图为式(18)计算得到的 I_t ;第二次的基准图为下式所得的 I_g :

$$I_g = (I_t + J_g)/2. \quad (22)$$

式中: J_g 是仅保留正值的灰度图 $I' - I_{\text{br}}$,第二次应用引导滤波得到的图像 J_{ref} 作为第三次应用引导滤波时的基准图。多次应用引导滤波并优化基准图可以较好地保留图像的细节信息。

最近几年,基于单幅图像的去雨研究已经取得了很大进展,去雨性能也不断提升。由于基于单幅图像的去雨技术只需要单张图,所以适用范围广,而且可用于视频去雨,但仍然存在许多亟待解决的问题,如算法的时间复杂度和去雨准确率等。

2.2 动态场景中的雨滴检测与去除

在动态场景的视频中,有可能除了雨滴之外还有其他运动物体,也可能还有镜头的运动带来背景的变换。因此在检测雨滴像素之后,往往需要进一步筛选非雨成分。这种情况下,雨滴检测一般可以分为雨滴初检和非雨成分的筛选。另外,也有一些算法把这两步整合在一起,可以直接检测出图像上的雨滴并进行图像修复。

2.2.1 雨滴初检

雨滴可以增大背景像素的亮度。文献[34]首先提出利用雨滴对视频造成的帧间亮度差进行雨滴初检。作者首先假设所有雨滴相对镜头都有相同的大小和速度,然后根据像素在某一帧及其前后帧的亮度关系判断像素是否为雨滴像素。如果像素在第 n 帧与第 $n-1$ 帧、第 $n+1$ 帧的亮度差满足

$$\Delta I = I_n - I_{n-1} = I_n - I_{n+1} \geq c, \quad (23)$$

则认为该像素有可能被雨滴覆盖。式中: I_n 为该像素在第 n 帧的亮度; c 为因为雨滴对像素带来的最小亮度变化值。然后根据式(9)可知,假定雨滴亮度 I_r 对于相同的雨线来说可以被看作为一常数,则对于雨滴覆盖的像素,亮度变化值与其背景亮度成线性关系。而且作者认为,对于同一雨线上的像素,这种线性关系应该相同。因此可以根据同一雨线上像素的亮度变化值与背景像素亮度之间的线性关系的斜率进一步判断,从而得到候选雨滴。文献[35]提出的算法仅用式(23)的帧间亮度差进行雨滴初检,并

且只用到连续 3 帧图像。文献[36]同样利用式(23)进行雨滴初检,并且将相邻的雨滴像素合并为雨线,设定阈值,舍弃检测出的零散雨滴像素以排除噪声的干扰。文献[37]用灰色调代替传统的亮度值进行雨滴初检。灰色调 f 与入射光强度 F 的关系为

$$f(x, y) = M(1 - \frac{F(x, y)}{F_{\max}}). \quad (24)$$

可见灰色调定义在 $[0, M]$ 之内,而且灰色调加减法操作与实数空间不同,不仅能够解决传统亮度值运算的溢出问题,还能够使灰色调距离随图像灰度值自适应调节,与人眼视觉规律相符合。灰色调空间与实数空间同构,映射关系表示为:

$$\varphi(f) = -M \ln(1 - \frac{f}{M}). \quad (25)$$

判断像素在连续三帧中的灰色调函数的根据为

$$|f_n - f_{n-1}|_E > T_f \& |f_n - f_{n+1}|_E > T_f. \quad (26)$$

式中: T_f 为阈值。

以上几种算法的缺陷是无法检测出在连续两帧或更多帧图像中被雨滴覆盖的像素。

文献[38]提出的算法在进行雨滴初检时拓展了时间宽度,根据当前帧与前后各 5 帧的亮度差得出候选雨滴。文献[39]也是根据像素亮度在时间上的变化进行初检。首先进行初步分类,有

$$D(x, y, t) = I(x, y, t) - I(x, y, t - \Delta t). \quad (27)$$

式中: $I(x, y, t)$ 为像素点 (x, y) 在 t 时刻的亮度值; $I(x, y, t - \Delta t)$ 为像素点 (x, y) 在 $t - \Delta t$ 时刻的亮度值; $D(x, y, t)$ 为像素点 (x, y) 在 t 时刻的变化值。所有满足 $D(x, y, t) \neq 0$ 的像素都有可能是因为雨滴的遮挡或离开而产生了亮度变化,所以可以进入下一步判定。

而文献[9, 40]基于雨滴亮度特性提出的去雨算法,考虑像素最多在连续 3 帧中被雨滴覆盖的情形。作者假定像素因非雨运动物体产生的亮度变化显著大于雨滴带来的影响,并且认为雨滴像素的亮度变化更有对称性。在雨滴初检时,首先计算像素 (m, n) 在 l 帧(作者实验时取 $l = 5$)里面的亮度变化区间,有

$$R_l(m, n) = \max_l(I_l(m, n)) - \min_l(I_l(m, n)). \quad (28)$$

式中: $\max_l(I_l(m, n))$ 是像素 (m, n) 在 l 帧中亮度的最大值; $\min_l(I_l(m, n))$ 是像素 (m, n) 在 l 帧中亮度的最小值; $R_l(m, n)$ 表示像素 (m, n) 在 l 帧中亮度变化区间,变化区间大于阈值的像素进入下一步判定。

文献[41]根据当前帧与前后各 4 帧图像像素间的 RGB 颜色分量的差异得到 3 幅差值图像,以此作为雨滴初检结果。文献[42]又在此基础上提出一种改进算法,在求取差值图像之前,计算图像的相位相关关系用于图像对齐,以提高雨滴检测的准确性。

文献[43]提出的算法基于雨滴的色彩特征,根据像素的帧间 RGB 差进行雨滴初检,判断像素是否满足初检的条件,判断公式为:

$$\begin{cases} \Delta R = (R_n - R_{n-1}) \& (R_n - R_{n-1} \geq c), \\ \Delta G = (G_n - G_{n-1}) \& (G_n - G_{n-1} \geq c), \\ \Delta B = (B_n - B_{n-1}) \& (B_n - B_{n-1} \geq c), \\ (\Delta R \& \Delta G \& \Delta B) \neq 0; \end{cases} \quad (29)$$

$$\sigma^2\{\Delta R, \Delta G, \Delta B\} \leq T. \quad (30)$$

式中: R_n, G_n, B_n 分别为像素第 n 帧的 R、G、B 通道值; $R_{n-1}, G_{n-1}, B_{n-1}$ 分别为像素第 $n-1$ 帧的 R、G、B 通道值; $\Delta R, \Delta G, \Delta B$ 分别为像素 R、G、B 通道的变化值; c 为阈值; $\sigma^2\{\Delta R, \Delta G, \Delta B\}$ 为像素三通道变化值的方差。

以上几种算法都以增加被处理的视频帧数或者色彩通道数为代价来获得更高的准确性。

利用雨滴对像素亮度的影响进行雨滴初检,还可以基于整个视频序列。文献[10]根据像素在时间轴上的亮度直方图进行 K 均值聚类($K = 2$),得到像素的背景亮度和雨滴亮度。文献[6]在算法中结合雨滴的方向直方图和亮度特性进行雨滴初检。首先运用高斯混合模型检测候选雨滴,将图像分割为背景 I_{BG} 和前景 I_{FG} ; 然后计算雨滴像素的亮度差,差值大于阈值 c 的像素是候选雨滴像素,有

$$\Delta I = I_{FG} - I_{BG} \geq c. \quad (31)$$

运用漫水填充算法连通分散的雨滴像素,将连通部分的大小与预设阈值进行比较,根据雨滴的大小特性排除不合理的检测结果。两种方法的缺陷是,在处理时必须获得整段视频,因而无法满足实时监测等应用场合的需求。

文献[44]提出一种基于 HSV 色彩空间的方法分析被雨滴污染的视频。通过分析像素受雨滴影响前后的 HSV 值,可以发现受雨滴影响的像素与背景像素具有相同的色相值 H ,这是受其他运动物体影响的像素点不具备的特性,而且雨滴对像素饱和度 S 分量有缩小作用。初检时,首先利用像素 H 和 S 分量的度量函数检测出包含雨滴在内的所有运动物体边缘;然后用彩色聚类图像分割方法找出运动物体内部点进行标记^[45]。

2.2.2 非雨成分筛选

由于初步检测到的雨滴像素中可能包含非雨成分,在进行雨滴去除前需要进一步筛选。

文献[10]最先发现受雨滴影响的像素各颜色分量变化量 $\Delta R, \Delta G, \Delta B$ 的变化幅度相近,从而提出结合色彩特性进行雨滴初检结果进一步筛选的方法。筛选之后,作者采用 α 混合方法去除雨滴。这种方法可以直接为镜头静止拍摄的视频去雨,如果镜头有移动则需要用视频稳定技术进行辅助。正因为依赖于 RGB 颜色分量,基于雨滴色彩特性的雨滴检测与去除方法无法处理图像灰色区域的雨滴;雨滴和运动物体重叠时,也很容易造成漏判。

文献[34]应用雨滴的直线性,通过计算候选雨场像素在30帧图像上的 11×11 邻域的相关函数,得到视频图像上雨线的分布图。判断初检得到的雨线是否在雨线分布图上,就可以排除其他运动物体的干扰。文献[38]利用雨滴的直线性,提出了一种基于普查变换直方图描述符的字典学习和稀疏编码的方法,对雨滴初检结果进行非雨成分的筛选。字典学习应用在视频中时只需要训练1次。同样,基于雨滴的直线特性,文献[35]提出利用光流分析法筛选雨滴初检结果中的干扰因素。物体的三维运动透视投影在二维平面上被称为运动场^[46],运动场可用光流法进行估计^[47]。通常,图像上像素的亮度满足

$$I_x u + I_y w + I_t = 0. \quad (32)$$

式中: I_x 、 I_y 、 I_t 分别为 t 时刻的像素 (x, y) 亮度在 x 、 y 两个方向和时间上的偏微分; u 、 w 为像元位移,即 $u = \partial x / \partial t$, $w = \partial y / \partial t$ 。雨滴这样的运动物体带来了较大的亮度影响,光流法通常能够准确地估计其运动区域。通过光流技术计算出从第 $n-1$ 帧到第 n 帧的光流速度 $(u_{n-1,n}, w_{n-1,n})$ 后,利用 I_{n-1} 可以得到

$$\tilde{I}_n(x, y) = I_{n-1}(x + u_{n-1,n}, y + w_{n-1,n}). \quad (33)$$

雨滴初检后,通过雨图 I_n 与光流分析结果图 \tilde{I}_n 作差,可以检测出运动物体的轮廓,再用于非雨成分的筛选,最后用各向异性扩散滤波方法进行图像修复。文献[44]提出的算法也是用雨滴的直线性进行非雨成分筛选,之后采用局部最小值替换雨滴像素亮度。这一类算法的前提是雨滴具有较好的直线性,在雨滴直线性较差时,该特性的约束会造成雨滴的漏判。

文献[39]在雨滴初检后,根据像素亮度在相邻时间的差值 $D(x, y, t)$ 的正负,将像素分为正值类 D_p 和负值类 D_n 。对于负值一类, D_n 都存为绝对值;然后分别找出局部最大值序列 L_p 和 L_n ,为 L_p 的元素寻找与之欧氏距离最近的 L_n 元素,如果距离不在预设半径内或者两个元素的值相差太大,则将其排除,雨滴去除时简单地用前后帧均值替换雨滴像素的亮度。文献[9, 40]利用亮度变化范围对雨滴进行初检后,根据像素亮度在平均值上下的对称性进行非雨成分筛选。不对称性计算公式为:

$$S(m, n) = |A - B|; \quad (34)$$

$$A = \text{std dev}(I_l(m, n) \mid I_l(m, n) > c); \quad (35)$$

$$B = \text{std dev}(I_l(m, n) \mid I_l(m, n) < c); \quad (36)$$

$$c = \text{mean}(I_l(m, n)). \quad (37)$$

式中: $S(m, n)$ 为像素 (m, n) 的不对称性的值; c 为像素 (m, n) 在 l 帧中的亮度平均值; A 为 l 帧中大于 c 的像素亮度的标准偏差; B 为 l 帧中小于 c 的像素亮度的标准偏差。

不对称性小于阈值 T_2 的像素就是满足亮度变化对称性的雨滴像素。雨滴初检时,使用朴素贝叶

斯分类器(Naive Bayes Classifier)确定用于判断亮度变化范围的阈值 T_1 和非雨成分筛选时判断对称性的阈值 T_2 。

文献[36]基于雨滴的形状特征提出一种检测算法。在雨滴初检之后,根据雨线的长宽比是否符合根据相机参数和场景参数计算出来的长宽比范围,以及雨线方向的约束条件进行判定,筛选掉一些非雨成分;之后用前后帧平均值作为像素的背景亮度进行视频图像修复。文献[43]提出的算法也是根据相机参数和场景参数进行雨滴大小、长度及雨线的倾斜角度计算,用于筛选初检得到的候选雨滴。得到雨滴像素之后,直接用前一帧的像素亮度进行替换。这种办法并不适用于雨线比较大,像素在相邻帧同时被雨滴覆盖的情况。文献[6]在雨线方向直方图的基础上,提出了一种雨滴初检之后的运动物体去除算法,通过几何矩方法计算雨线的方向。作者将雨线方向直方图平滑为一个高斯混合模型,根据候选雨滴的方向计算:

$$p(\theta_i \mid \text{rain}) = \frac{N(\theta_i \mid \mu, \sigma)}{\Pi N(\theta_i \mid \mu, \sigma) + (1 - \Pi)U_{[0, \pi]}(\theta_i)}; \quad (38)$$

$$p(\theta_i \mid \text{noise}) = \frac{U_{[0, \pi]}}{\Pi N(\theta_i \mid \mu, \sigma) + (1 - \Pi)U_{[0, \pi]}(\theta_i)}. \quad (39)$$

式中: $N(\theta_i \mid \mu, \sigma)$ 为在平均值 μ 和标准偏差 σ 条件下的高斯分布; Π 是高斯分布 $N(\theta_i \mid \mu, \sigma)$ 的表面值; $U_{[0, \pi]}(\theta_i)$ 表示在区间 $[0, \pi]$ 的均匀分布; $p(\theta_i \mid \text{rain})$ 为有雨滴情况下的概率; $p(\theta_i \mid \text{noise})$ 为有干扰情况下的概率。

雨滴应该满足 $p(\theta_i \mid \text{rain}) / p(\theta_i \mid \text{noise}) > S_b$, S_b 参数的确定基于用模拟雨图进行去雨结果后的统计,最佳效果值为 $S_b = 0.6$ 。这种方法可以有效地检测雨势大小。文献[37]根据雨滴方向特性进行非雨成分筛选。首先用PCA分析方法计算初检雨滴的倾斜方向,并构建雨滴倾斜方向概率密度函数:

$$f(\theta) = C_0 \sum_i \frac{N_i}{\sqrt{2\pi}h_i} k\left(\left\|\frac{\theta - \theta_i}{h_i}\right\|^2\right), k(x) = e^{-x/2}. \quad (40)$$

式中: C_0 为归一化系数; θ 为雨滴的倾斜方向;核函数带宽 h_i 用于描述 θ_i 的不确定性; N_i 表示第 i 个雨滴占有的像素个数。

然后利用改进的Mean-shift方法进行方向修正,求得该函数的峰值,修正时偏移量 $m(\theta)$ 为

$$m(\theta) = \frac{\sum_i \frac{2N_i}{\sqrt{2\pi}h_i^3} \theta_i g\left(\left\|\frac{\theta - \theta_i}{h_i}\right\|^2\right)}{\sum_i \frac{2N_i}{\sqrt{2\pi}h_i^3} g\left(\left\|\frac{\theta - \theta_i}{h_i}\right\|^2\right)} - \theta. \quad (41)$$

利用 $m(\theta)$ 不断修正雨滴方向得到最相符的 θ_{main} ,最后通过倾斜方向约束去除非雨成分。雨滴去除时,作者采用的是加权重构法。这种方法用少数

几帧检测雨滴,无法有效检测连续多帧被雨滴遮挡的区域,为保证算法的实时性而牺牲了雨滴检测的准确性。文献[41-42]提出了一种基于相空间特性筛选非雨成分的算法,应用的也是雨滴的方向特性。算法的关键在于像素受雨滴影响时会有亮度的阶跃变化,相应的傅里叶变换相位会是局部最大值。通过相位一致性的计算,可以在雨滴初检得到的差值图像中找到雨滴,然后用 α 混合方法去除雨滴。

文献[48-50]提出了基于运动分割的动态视频处理方法,先利用高斯混合模型获得当前帧的参数,然后利用得到的参数作为下一帧最大期望迭代的初始值来判断运动区域,得到运动目标的似然函数:

$$p(F_1(i, j) | C_1) = \sum_{k=1}^K \pi_k N((i, j) | \mu_k, \Sigma_k). \quad (42)$$

式中: F_1 为运动线索; C_1 为前景中物体的像素类; π_k 是每个高斯分量的混合系数,其值由最大期望迭代决定,而且 $\sum_{k=1}^K \pi_k = 1$ 。之后再利用 K 均值聚类对当前帧的特征向量进行处理,得到聚类结果用于下一帧的迭代,最后得到聚类的运动似然函数:

$$p(F_2(i, j) | C_1) = \frac{\text{聚类中运动像素的数量}}{\text{聚类中像素总数}}. \quad (43)$$

式中: F_2 为位置线索。作者在文中假设 F_1 和 F_2 相互独立,得到组合条件概率:

$$p(A | C_i) = \prod_{k=1}^2 p(F_k | C_i). \quad (44)$$

式中: $p(A | C_i)$ 是 C_i 像素类的组合条件概率。基于运动分割的该算法可以高效地检测出动态场景中的运动物体。文中作者未对相机运动的情景进行详细的去雨分析。

2.2.3 整合雨滴初检与非雨成分筛选

上文介绍的动态场景中雨滴检测与去除的算法都是首先进行雨滴初检,然后筛选非雨成分。接下来介绍将二者结合在一起的动态场景去雨算法。

文献[51]提出了一种结合像素亮度和 RGB 颜色分量的去雨算法。像素在连续两帧中不同时受雨滴影响时,分别在 RGB 的 3 个通道上考虑:

$$\Delta \vec{I} = \alpha \vec{I}_r - \alpha' \vec{I}_b. \quad (45)$$

由于雨滴 I_r 的 RGB 分量相等,可以用 3 个通道中的两式解出 α 和 I_r ,并根据其是否满足第 3 式判断像素是否为雨滴像素。对于像素在连续两帧图像中受雨滴影响的情况,两帧的亮度与雨滴亮度,以及各自的背景亮度有:

$$\vec{I}_{br} = \alpha \vec{I}_r + (1 - \alpha) \vec{I}_b, \quad (46)$$

$$\vec{I}_{br} = \alpha' \vec{I}_r + (1 - \alpha') \vec{I}_b. \quad (47)$$

由以上两式可以得到:

$$\Delta \vec{I} = \alpha \vec{I}_r - \frac{1 - \alpha}{1 - \alpha'} \alpha' \vec{I}_r - \frac{\alpha - \alpha'}{1 - \alpha'} \vec{I}_b. \quad (48)$$

上式可以分解为 RGB 的 3 个通道上的 3 个等式,使用其中两式可以解出 $\alpha \vec{I}_r - \frac{1 - \alpha}{1 - \alpha'} \alpha' \vec{I}_r$ 和

$\frac{\alpha - \alpha'}{1 - \alpha'}$, 将其代入第(3)式,如果成立则该像素为雨滴像素。为了减小误检率,还应用了概率判断,然后采用局部最小值作为背景像素亮度值,直接替换雨滴像素亮度修复图像。算法应用中,如果像素在两帧图像中的 RGB 颜色分量相等,则方程无解,会造成误检。文献[52]针对该情况提出了改进算法,为 RGB 分量的变化设定阈值判断,避免出现方程无解的情况。

文献[53]结合雨滴像素的亮度和色彩特性,通过应用改进的 K 均值聚类方法提高了算法的实时性。图像处理过程中,首先利用视频前面的一些帧进行聚类初始化;然后在处理剩下视频帧的同时,更新聚类中心,并且使用色彩特性区分雨滴和其他运动物体;随后用改进的自适应直方图均衡化方法^[54-56]处理的图像对比度,减小距离镜头较远的雨雾对图像视觉效果的影响。应用这种方法时,如果初始化聚类的视频帧为静态场景,则雨滴检测有较好的效果;但是如果是动态场景,则初始聚类得到的结果不准确,会影响后续判断的准确性。

基于雨滴的时间和空间分布建模,文献[7,57]率先提出了进行雨滴检测与去除的算法。该算法基于雨线亮度分布服从模糊高斯分布的假设,建立了频域空间的雨线亮度分布模型。由于视频图像中的雨线亮度分布不完全服从模糊高斯分布,计算所得的概率不完全准确。因此视频图像中的雨线无法完全被去除,而且会造成其他像素亮度值减小,整个图像的对比度会有所下降。

文献[58-59]提出基于模糊连通度的检测算法。像素 c 和 d 之间的模糊邻接关系 $\mu_a(c, d)$ 仅在空间距离不大于 2 时为 1,其他时候为 0。吸引子 $\mu_k(c, d)$ 可以用于衡量两个像素之间的相似性,其定义为

$$\mu_k(c, d) = h(\mu_a(c, d), f(c), f(d), c, d). \quad (49)$$

式中, $f(c)$ 和 $f(d)$ 可以用高斯函数表示,因此上式又可以改写成:

$$\mu_k(c, d) = \mu_a(c, d) \left[w_1 \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{f(c) - f(d) - m_1}{\sigma_1} \right)^2 \right] + w_2 \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{f(c) - f(d) - m_2}{\sigma_2} \right)^2 \right] \right]. \quad (50)$$

两个像素间的模糊连接度 μ_χ 计算公式为

$$\mu_\epsilon(r_{ad}) = \min(\mu_k(c_1, c_2), \mu_k(c_2, c_3) \cdots \mu_k(c_{m-1}, c_m))$$

$$\mu_\chi(c, d) = \max_{r_{ad} \in P_{ad}} [\mu_\epsilon(r_{ad})]. \quad (51)$$

式中, r_{ad} 是一系列连通 c 与 d 的路径。该算法首先由帧间亮度差确定种子像素点的选择阈值,初始化所有像素点的模糊连接度;然后初始化种子像素点的模糊连接度为 1,并计算其 8 个相邻像素点的模糊连接度,根据阈值扩张那些满足阈值要求的像素点,直至所有种子点被找到。考虑到运动物体及镜头移

动带来的影响,如果某像素的色彩变化和亮度变化都很大,将其归为特殊种子点,由其繁衍出来的种子点都被排除在雨滴像素之外。找出所有雨滴像素之后,采用简单地在前后相邻帧取最小亮度值替代雨滴像素亮度的方法修复雨图。

文献[60]提出了一种结合雨滴空间特征和小波域特征的检测算法,先根据图像小波域特征提取出图像的边缘信息图像 E_{bm} , E_{bm} 包含图像的所有边缘信息;然后图像先经过双边空间特征提取后再根据小波域特征提取出边缘信息 L_{bm} , L_{bm} 包括图像中的大型轮廓。二者相减之后得到的是雨滴像素和背景中的细节边缘,再用像素的帧间亮度差进行筛选,得到最终的雨图。去雨时采用的是图像修复方法。这种算法只需要连续两帧图像进行检测,有较好的鲁棒性。文献 [61] 基于图像小波域特征提出了一种雨滴检测与去除的算法。首先依据小波域分析将图像分割为 10 层,经分析发现分割图层的第 2 层到第 4 层包含图像的雨滴信息。由雨滴的亮度特性可以定义像素的污染系数 $S = GE$, G 和 E 分别为:

$$G = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{\Delta x f(i,j)^2 - \Delta y f(i,j)^2}; \quad (52)$$

$$E = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f(i,j)^2. \quad (53)$$

式中: G 为局部梯度; E 为局部亮度; M 和 N 为局部边长度; $\Delta x f(i,j)$ 和 $\Delta y f(i,j)$ 分别是亮度在 x 和 y 方向的梯度。 S 越大表示该像素受雨滴污染越严重。然后根据 S 的大小,用逆加权算术对相邻几帧图像

的第 2 层到第 4 层分割图进行小波融合,可以减弱雨滴对图像的影响。再对其他分割图层直接进行小波融合,之后应用小波重构就可以得到去雨图像。雨滴在距镜头较远处会在图像上形成雾,使图像变得模糊,并且对比度降低。作者用改进的基于暗原色的去雾算法^[62]对图像进一步处理,采用快速双边滤波,像素的亮度修正为

$$BF[I]_p = \frac{1}{W_p} \sum_{q \in S} G_{\sigma_d}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(|I_p - I_q|) I_q. \quad (54)$$

式中, I_p 和 I_q 分别为像素 p 和 q 的亮度, W_p 的定义为

$$W_p = \sum_{q \in S} G_{\sigma_d}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(|I_p - I_q|). \quad (55)$$

式中: σ_d 和 σ_r 分别为欧式空间距离与亮度变化范围的标准差; G_{σ_d} 和 G_{σ_r} 是相应的高斯核函数。以上两种基于频率域和小波域特征的算法提出了一个新的思路,然而却很难检测出较小的雨滴,并会对于图像背景的边缘产生一定的模糊影响,如何更好地保护图像的边缘信息是这一类算法需要解决的问题。

3 分析与总结

3.1 测试结果分析

以上全面讨论了目前的各种去雨技术,从视频图像中雨滴特性入手,详细阐述了各类去雨算法,包括它们主要用到的特性或方法、所需帧数及其优缺点等,并归纳为表 1。

表 1 现有视频图像去雨技术的比较

作者	主要应用的特性或方法	应用范围	所需要的帧数
文献[12]	亮度特性,时域中值法	静态场景的视频	3 帧及以上
文献[15]	亮度特性,偏度和改进 α 混合	静态场景的视频	11 帧及以上
文献[16]	亮度特性,时空特性,亮度直方图和 K 均值聚类	静态场景的视频	全部帧
文献[11]	色彩特性,时空特性,改进的 K 均值聚类和 α 混合	静态场景的视频	全部帧
文献[21-22]	亮度特性,基于形态学成分分析的字典学习和稀疏编码	单幅图像	1 帧
文献[23]	亮度特性,情景感知、字典学习和基于 PCA 以及 SVM 的稀疏编码	单幅图像	1 帧
文献[33]	亮度特性,改进的引导滤波	单幅图像	1 帧
文献[34]	亮度特性、几何特性(线性性),相关函数	动态场景的视频	30 帧
文献[35]	亮度特性、时间特性,光流法和各向异性扩散	动态场景的视频	连续 3 帧
文献[36]	亮度特性、几何特性(尺寸比例和方向)	动态场景的视频	连续 3 帧
文献[9,40]	亮度特性,扩散非对称性和贝叶斯分类	动态场景的视频	5 帧及以上
文献[43]	色彩特性,几何特性(大小、尺寸比例和方向),角度滤波	动态场景的视频	连续 2 帧
文献[10]	色彩特性、时间特性, K 均值聚类和 α 混合	动态场景的视频	全部帧
文献[42]	色彩特性,相位一致性,视频稳定技术和 α 混合	动态场景的视频	与雨滴污染程度有关
文献[6]	几何特性(方向),高斯混合模型和方向直方图	动态场景的视频	全部帧
文献[44]	色彩特性,HSV 色彩模型和度量函数	动态场景的视频	前后 2 帧
文献[49-50]	亮度特性、色彩特性,亮度、色彩约束和运动分割	动态场景的视频	连续 9 帧
文献[51]	亮度特性、色彩特性,判别函数	动态场景的视频	10 帧及以上
文献[52]	亮度特性、色彩特性,卡尔曼滤波	动态场景的视频	10 帧及以上
文献[53]	亮度特性、色彩特性,改进的 K 均值聚类和自适应直方图均衡化	动态场景的视频	30 帧
文献[7,57]	几何特性(尺寸和空间分布),基于频率域的模糊高斯模型	动态场景的视频	与循环去雨次数有关
文献[59]	亮度特性、色彩特性,模糊连通度	动态场景的视频	相邻 2 帧
文献[60]	亮度特性、时空特性,小波域特征	动态场景的视频	相邻 2 帧

为了内容的全面性和完整性,本文将对部分具有代表性的算法进行了定量和定性分析。呈现了多

种具有代表性算法的处理图如图 1 所示。

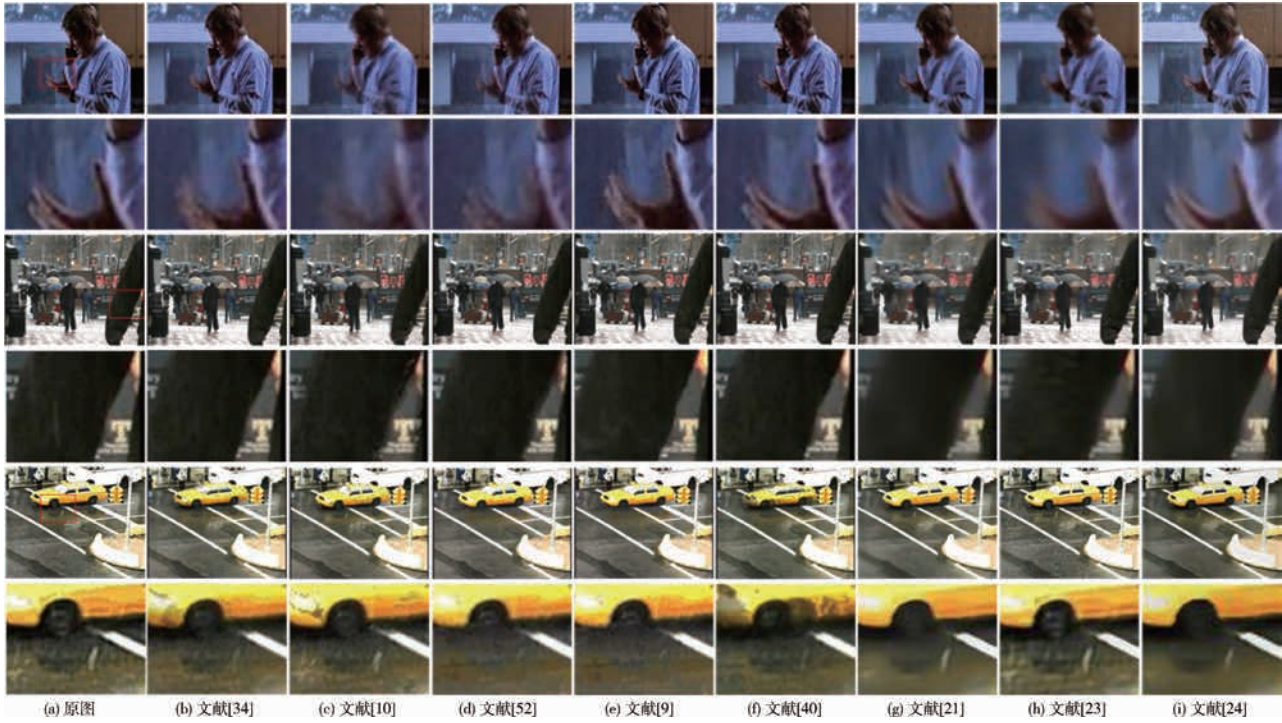


图 1 不同方法的去雨结果

实验数据从上至下分别是 3 个名为“Magnolia”、“street”和“Traffic”的公共雨景视频序列,帧的大小为 256×256 像素,均为有非雨运动物体的动态雨景。第一个视频序列有摄像头的移动,第二、三个摄像头没有移动。图 1(a)为原图;图 1(b)~(f)为不同算法视频去雨的截图;图 1(g)~(i)为不同算法的单张图像去雨图。图中,偶数行是对其上行图矩形边框中的放大。从图 1 可以看出,文献[10]和[40]的算法会对视频图像造成较严重的二次损害,而且有较多的雨滴漏检;文献[9]、[34]和[52]的去雨效果好;文献[21]、[23]和[24]的算法虽然适用性广,但漏检和误检严重。

定量分析中,根据算法的去雨准确率可以观察其性能。去雨算法性能的优劣可以从雨滴漏检率 H 和图像失真率 E ^[7] 两方面进行衡量,雨滴漏检率越低,图像失真率越低,则算法性能越好。漏检率 H 和图像失真率 E 的计算公式分别为:

$$D(x,y,t) = r(x,y,t) - [m(x,y,t) - c(x,y,t)]; \quad (56)$$

$$H = 100 \sum_{x,y,t} \frac{\{D(x,y,t): D(x,y,t) > 0\}}{r(x,y,t)}; \quad (57)$$

$$E = 100 \sum_{x,y,t} \frac{\{D(x,y,t): D(x,y,t) < 0\}}{c(x,y,t)}。 \quad (58)$$

式中: $r(x,y,t)$ 为雨滴对像素亮度的影响; $m(x,y,t)$ 为雨图上的像素亮度; $c(x,y,t)$ 为对雨图进行去雨处理后的像素亮度。由于真实场景中的雨滴数目和位置无法准确计算,故实验中首先为没有雨滴的

原图人为添加雨场,然后利用得到的模拟雨图代替真实雨景进行测量^[63]。文献[64]提出了一种通过雨滴渲染来产生模拟雨图的方法,先由使用者提供图片或视频以及相关参数;然后使用一个系统来产生雨滴分布和雨滴的轨迹;接着再利用雨线数据库的雨线纹理渲染产生全新的雨线;再通过缩放和旋转等调节角度给图像带来的影响,以及通过模糊度、剪切、曝光时间、散焦等调节相机因素给图像带来的影响,最终生成模拟雨图。在采用不同算法对模拟雨图进行去雨处理后,根据原图、模拟雨图和去雨图计算 H 和 E 。

人工合成模拟雨图的详细步骤如图 2 所示。

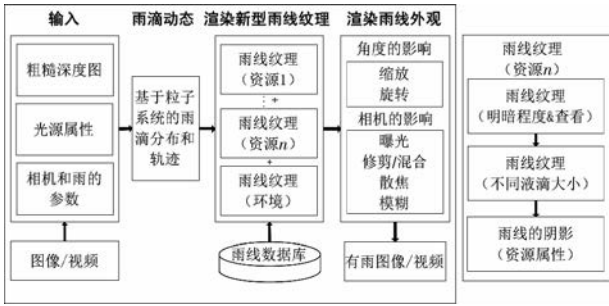


图 2 模拟雨图渲染步骤

没有雨滴的场景经人工合成模拟雨图的效果图如图 3 所示。图中,第一行是不同场景的原图,第二行是模拟雨图,共四组公共视频数据集处理前后的截图。

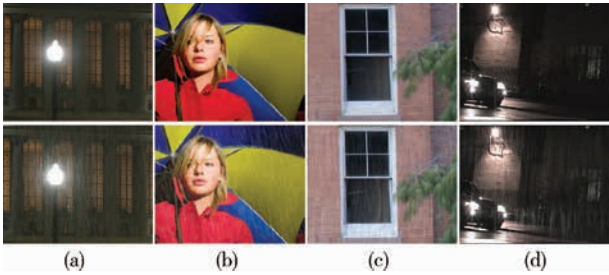


图 3 雨滴渲染结果

多种具有代表性去雨算法的雨滴漏检率和图像失真率的比较结果如表 2 所示。

表 2 多种去雨算法的雨滴漏检率以及图像失真率比较

方法	雨滴漏检率/%	图像失真率/%
文献[34]	63.83	7.12
文献[10]	64.87	9.41
文献[52]	62.69	7.03
文献[9]	47.11	8.11
文献[40]	47.09	7.01
文献[21]	59.78	9.67
文献[23]	66.59	10.99
文献[24]	66.22	10.75

表 2 中的实验数据均取自公共数据集,且是对多个视频或图像的处理结果去平均值。从表 2 的结果可以看出,视频去雨算法的雨滴漏检率和图像失真率都要优于单幅图像去雨算法。

3.2 总结与展望

虽然经过十余年的研究,视频图像去雨算法已经有了较大的进展,但仍有存在很多亟待解决的问题。

1) 目前存在的算法中,不少算法在鲁棒性、准确性和实时性中的某方面效果很好,但在其他方面效果却不好。而能在多场景中进行实时去雨的算法在日常生活中有很大的应用前景。如何在保证高准确率的前提下提高去雨的鲁棒性和实时性,是目前视频图像去雨领域中亟待解决的问题,也是现在的研究焦点。

2) 单幅图像去雨技术不仅能够应用于视频中,而且还能处理单幅图像,所以适用范围广,应用场景巨大,因此该技术的发展将有助于去雨技术的进一步发展。然而目前的去雨算法的准确性和实时性都还有待提高。

3) 视频图像去雨技术已经在最近几年成为研究热点,去雪技术^[6-7,32-33,53,57,59,61]和去雾技术^[62,65-68]也得到了广泛研究。除了下落过程中的雨滴去除,在镜头上的去雨技术^[69]也开始得到研究。如何利用多种技术建立一个全天候适用的户外视觉系统是未来的发展趋势。

4) 从图 1 可以发现,去雨的直观效果虽有差异,但是无法依据这些图像的直观效果准确分辨各种算

法的优劣。表 2 所列出的评判结果建立在人工雨图的基础上。人工合成的雨图与现实所拍摄的雨图存在一定差距,在光与影的考虑上不能完全符合现实中的情景,因此该评判结果并不一定适用于自然雨图的处理结果。如何建立一些可靠的评判标准也是当前去雨研究中要面对的问题。

去雨技术的研究具有巨大的、潜在的应用前景,随着户外视觉系统的发展,以及市场需求的增长,去雨技术也会面对更多挑战。如何处理目前视频图像去雨领域亟待解决的问题,是未来重要的研究方向。

[参考文献] (References)

[1] Garg K, Nayar S K. Vision and rain [J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 75(1): 3-27.

[2] Narasimhan S G, Nayar S K. Vision and the atmosphere [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 48(3): 233-254.

[3] Marshall J S, Palmer W M K. The distribution of raindrops with size [J]. Journal of Meteorology, 1948, 5 (4): 165-166.

[4] Beard K V, Chuang C. A new model for the equilibrium shape of raindrops [J]. Journal of the Atmospheric Sciences, 1987, 44(11): 1509-1524.

[5] Foote G B, Toit P S D. Terminal velocity of raindrops aloft [J]. Journal of Applied Meteorology, 1969, 8(2): 249-253.

[6] Bossu J, Hautière N, Tarel J P. Rain or snow detection in image sequences through use of a histogram of orientation of streaks [J]. International Journal of Computer Vision, 2011, 93(3): 348-367.

[7] Barnum P, Kanade T, Narasimhan S G. Spatio-temporal frequency analysis for removing rain and snow from videos [C]// The First International Workshop on Photometric Analysis for Computer Vision. Janeiro, Brazil: inria, 2008: 1-17.

[8] Garg K, Nayar S K. Photometric model of a rain drop [R]. New York, Columbia University, CAVE_0220, 2004.

[9] Tripathi A K, Mukhopadhyay S. A probabilistic approach for detection and removal of rain from videos [J]. IEEE Journal of Research, 2011, 57(1): 82-91.

[10] Zhang Xiaopeng, Li Hao, Qi Yingyi, et al. Rain removal in video by combining temporal and chromatic properties [C]// 2006 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Toronto, Canada: IEEE Press, 2006: 461-464.

[11] Zhou Ming, Zhu Zhichao, Deng Rong, et al. Rain detection and removal of sequential images [C]// Control and Decision Conference. Hefei, China: IEEE Press, 2011: 615-618.

[12] Starik S, Werman M. Simulation of rain in videos [C]// Texture Workshop. Nice, France: IEEE Press, 2003, 2: 406-409.

[13] 张颖翔,陈强,刘允才. 视频图像中雨滴检测与去除方法研究[J]. 微型电脑应用, 2008, 23(12): 16-20. Zhang Yingxiang, Chen Qiang, Liu Yuncai. The rain drops are measured and get rid of the method to study in the video picture [J]. Microcomputer Applications, 2008, 23(12): 16-20. (in Chinese)

- [14] 陈春雨, 谢克宇, 刘诗慧. 一种改进的视频图像中雨滴去除方法[J]. 应用科技, 2012, 38(11): 54-57.
Chen Chunyu, Xie Keyu, Liu Shihui. An improved method to eliminate the rain drops in video images [J]. Applied Science and Technology, 2012, 38(11): 54-57. (in Chinese)
- [15] Krishnan S, Venkataraman D. Restoration of video by removing rain [J]. International Journal of Computer Science, Engineering & Applications, 2012, 2(2): 19-28.
- [16] Zhao Xudong, Liu Peng, Liu Jiafeng, et al. The application of histogram on rain detection in video [C]// 11th Joint International Conference on Information Sciences. Taiwan, China, 2008: 1-6.
- [17] 耿彪. 视频图像中雨滴的检测与去除[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(6): 98-101.
Geng Biao. Rain detection and removal in video image [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(6): 98-101. (in Chinese)
- [18] 胡巍, 何小海, 崔煜. 基于FCM的雨天气视频图像复原[J]. 通信技术, 2012, 45(3): 75-78.
Hu Wei, He Xiaohai, Cui Yu. A raindrop removal using FCM from videos [J]. Communications Technology, 2012, 45(3): 75-78. (in Chinese)
- [19] Park W J, Lee K H. Rain removal using Kalman filter in video [C]// International Conference on Smart Manufacturing Application. Gyeonggi-do, Korea: IEEE Press, 2008: 494-497.
- [20] Fu Yu-Hsiang, Kang Li-Wei, Lin Chia-Wen, et al. Single-frame-based rain removal via image decomposition [C]// 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Prague, Czech; IEEE Press, 2011: 1453-1456.
- [21] Kang Li-Wei, Lin Chia-Wen, Fu Yu-Hsiang. Automatic single-image-based rain streaks removal via image decomposition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(4): 1742-1755.
- [22] Kang Li-Wei, Lin Chia-Wen, Lin Che-Tsung, et al. Self-learning-based rain streak removal for image/video [C]// 2012 IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Seoul, Korea: IEEE Press, 2012: 1871-1874.
- [23] Huang De-An, Kang Li-Wei, Yang Min-Chun, et al. Context-aware single image rain removal [C]// 2012 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Melbourne, Australia; IEEE Press, 2012: 164-169.
- [24] Huang De-An, Kang Li-Wei, Wang Yu-Chiang, et al. Self-Learning based image decomposition with applications to single image denoising [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2014, 16(1): 83-93.
- [25] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color image [C]// Sixth International Conference on Computer Vision. Bombay, India; IEEE Press, 1998. 839-846.
- [26] Fadili M J, Starck J L, Bobin J, et al. Image decomposition and separation using sparse representations: an overview [J]. Processing of the IEEE, 2010, 98(6): 983-994.
- [27] George J, Bhavani S, Jaya J. Certain explorations on removal of rain streaks using morphological component analysis [J]. International Journal of Engineering Research & Technology, 2013.
- [28] Moore B. Principal component analysis in linear systems: controllability, observability, and model reduction [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1981, 26(1): 17-32.
- [29] Chang Chih-Chung, Lin Chih-Jen. LIBSVM: a library for support vector machines [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3): 27.
- [30] Chen Duan-Yu, Chen Chien-Cheng, Kang Li-Wei. Visual depth guided image rain streaks removal via sparse coding [C]// 2012 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communications Systems. Taiwan, China, 2012: 151-156.
- [31] Ramya C, Rani S S. Rain Removal in Image Sequence Using Sparse Coding [M]. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2012.
- [32] Xu Jing, Zhao Wei, Liu Peng, et al. Removing rain and snow in a single image using guided filter [C]// 2012 IEEE International Conference on Computer Science and Automation Engineering. Zhangjiajie, China, 2012: 304-307.
- [33] Xu Jing, Zhao Wei, Liu Peng, et al. An improved guidance image based method to remove rain and snow in a single image [J]. Computer & Information Science, 2012, 5(3): 49-55.
- [34] Garg K, Nayar S K. Detection and removal of rain from videos [C]// The 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, USA; IEEE Press, 2004: I-528-I-535.
- [35] Shen Minmin, Xue Ping. A fast algorithm for rain detection and removal from videos [C]// 2011 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Barcelona, Spain; IEEE Press, 2011: 1-6.
- [36] Brewer N, Liu N. Using the Shape Characteristics of Rain to Identify and Remove Rain from Video [M]. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2008.
- [37] 董蓉, 李勃, 陈启美. 一种视频雨滴检测与消除的方法[J]. 自动化学报, 2013, 39(7): 1093-1099.
Dong Rong, Li Bo, Chen Qimei. A method for detection and removal of rain in videos [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(7): 1093-1099. (in Chinese)
- [38] Liu Gang, Sun Yufen, Chen Xianqiao. A method for removing rain from videos [C]// The 2012 International Conference on Information Technology and Software Engineering. Beijing, China; Springer Berlin Heidelberg, 2013: 475-482.
- [39] Subhani M F, Oakley J P. Low latency mitigation of rain induced noise in images [C]// 5th European Conference on Visual Media Production. London, Britain; IET, 2008: 1-4.
- [40] Tripathi A K, Mukhopadhyay S. Video post processing: low-latency spatiotemporal approach for detection and removal of rain [J]. IET Image Processing, 2012, 6(2): 181-196.
- [41] Santhaseelan V, Asari V K. Phase Congruency Based Technique for the Removal of Rain from Video [M]. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2011.
- [42] Santhaseelan V, Asari V K. A phase space approach for detection and removal of rain in video [C]// Intelligence Robots and Computer Vision XXIX: Algorithms and Techniques. Burlingame, USA, 2012: article

- No. 830114.
- [43] Miao Y, Hong H, Kim H. Size and angle filter based rain removal in video for outdoor surveillance systems [C]// 8th Asian Control Conference. Taiwan, China, 2011: 1300-1304.
 - [44] 刘鹏, 徐晶, 刘家锋, 等. 一种受雨滴污染视频的快速分析方法[J]. 自动化学报, 2010, 36(10): 1371-1378.
Liu Peng, Xu Jing, Liu Jiafeng, et al. An algorithm for real-time analysis of rain-affected videos [J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(10): 1371-1378. (in Chinese)
 - [45] 林开颜, 徐立鸿, 吴军辉. 快速模糊 C 均值聚类彩色图像分割方法[J]. 中国图像图形学报, 2004, 9(2): 159-163.
Lin Kaiyan, Xu Lihong, Wu Junhui. A fast fuzzy C-means clustering for color image segmentation [J]. Journal of Image and Graphics, 2004, 9(2): 159-163. (in Chinese)
 - [46] Verri A, Poggio T. Motion field and optical flow: qualitative properties [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(5): 490-498.
 - [47] Wang Ci, Xue Ping, Lin Weisi. Improved super-resolution reconstruction from video [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2006, 16(11): 1411-1422.
 - [48] Ogale A S, Fermuller C, Aloimonos Y. Motion segmentation using occlusions [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(6): 988-992.
 - [49] Chen Jie, Chau Lap-Pui. Rain removal from dynamic scene based on motion segmentation [C]// International Symposium on Circuits and Systems. Beijing, China, 2013: 2139-2142.
 - [50] Chen Jie, Chau Lap-Pui. A rain pixel recovery algorithm for videos with highly dynamic scenes [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(3): 1097-1104.
 - [51] Liu Peng, Xu Jing, Liu Jiafeng, et al. A rain removal method using chromatic property for image sequence [C]// The 11th Joint Conference on Information Science. Shenzhen, China; Atlantis Press, 2008.
 - [52] Liu Peng, Xu Jing, Liu Jiafeng, et al. Pixel based temporal analysis using chromatic property for removing rain from videos [J]. Computer and Information Science, 2009, 2(1): 53-60.
 - [53] Jia Zhen, Wang Hongcheng, Caballero R E, et al. A two-step approach to see-through bad weather for surveillance video quality enhancement [J]. Machine Vision and Applications, 2012, 23(6): 1059-1082.
 - [54] Zuiderveld K. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization [M]. San Diego: Academic Press Professional, 1994.
 - [55] Reza A M. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement [J]. Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image and Video Technology, 2004, 38(1): 35-44.
 - [56] Malm H, Oskarsson M, Warrant E, et al. Adaptive enhancement and noise reduction in very low-level video [C]// 11th International Conference on Computer Vision. Rio de Janeiro, Brazil; IEEE Press, 2007: 1-8.
 - [57] Barnum P C, Narasimhan S, Kanade T. Analysis of rain and snow in frequency space [J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 86(2/3): 256-274.
 - [58] Rosenfeld A. On connectivity properties of intensity scale pictures [J]. Pattern Recognition, 1983, 16(1): 47-50.
 - [59] Sun Yigang, Duan Xiaoye, Zhang Hongying, et al. A removal algorithm of rain and snow from images based on fuzzy connectedness [C]// International Conference on Computer Application and System Modeling. Taiyuan, China; IEEE Press, 2010: article No. V5-478-V5-481.
 - [60] Xue Xinwei, Jin Xin, Zhang Chenyuan, et al. Motion robust rain detection and removal from videos [C]// 14th International Workshop on Multimedia Signal Processing. Banff, Britain; IEEE Press, 2012: 170-174.
 - [61] Chen Zhen, Shen Jihong. A new algorithm of rain (snow) removal in video [J]. Journal of Multimedia, 2013, 8(2): 168-174.
 - [62] He Kaiming, Sun Jian, Tang Xiaoou. Single image haze removal using dark channel prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.
 - [63] Tripathi A K, Mukhopadhyay S. Removal of rain from videos; a review [J]. Signal, Image and Video Processing, 2012, 8(8): 1421-1430.
 - [64] Garg K, Nayar S K. Photorealistic rendering of rain streaks [J]. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25(3): 996-1002.
 - [65] Fattal R. Single image dehazing [C]// ACM Transactions on Graphics. New York, USA, 2008, 27(3): 72.
 - [66] Tarel J P, Hautiere N. Fast visibility restoration from a single color or gray level image [C]// 12th International Conference on Computer Vision. Kyoto, Japan, 2009: 2201-2208.
 - [67] 禹晶, 李大鹏, 廖庆敏. 基于物理模型快速单幅图像去雾方法[J]. 自动化学报, 2011, 37(2): 143-149.
Yu Jing, Li Dapeng, Liao Qingmin. Physics-based fast single image fog removal [J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(2): 143-149. (in Chinese)
 - [68] 孙小明, 孙俊喜, 赵立荣, 等. 暗原色先验单幅图像去雾改进算法[J]. 中国图像图形学报, 2014, 19(3): 381-385.
Sun Xiaomin, Sun Junxi, Zhao Lirong, et al. Improved algorithm for single image haze removing using dark channel prior [J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(3): 381-385. (in Chinese)
 - [69] Eigen D, Krishnan D, Fergus R. Restoring an image taken through a window covered with dirt or rain [C]// International Conference on Computer Vision. Sydney, Australia; IEEE Press, 2013: 633-640.