

基于景深和稀疏编码的图像去雨算法

肖进胜 王 文 邹文涛 童 乐 雷俊锋

(武汉大学电子信息学院 武汉 430072)

摘 要 降雨天气往往会导致室外监控视频质量下降,会使成像的图像产生畸变和模糊现象.为了改善雨天拍摄的图像的质量,该文提出了一种基于景深和稀疏编码的图像去雨算法.针对基于图像分解的去雨算法存在的低频成分中的雨痕残留和轮廓边缘丢失,以及高频部分的背景误判问题,该文利用联合双边滤波和短时傅里叶变换将图像进行分解,使得图像低频部分中的轮廓得到较好的保留,并引入景深改善低频成分中的雨痕残留和高频成分中与雨痕具有相同梯度的背景误判问题.该算法主要分为四个部分:图像分解、字典学习、基于主成分分析和支持向量机的原子聚类,景深修正.首先是利用图像分解提取出图像低频和高频成分,对于图像分解的方法,主要采用的是双边滤波和短时傅里叶变换相结合的方法,此方法对图像的轮廓和边缘保持度较高.接下来,对低频成分进行保留,对高频成分进行进一步处理.根据图像本身的纹理特性将高频成分进行分类,基于每一类再对高频成分进行分块处理,得到每一类图像的字典,从而进行字典学习.然后,利用主成分分析和支持向量机对字典进行分类,根据梯度信息分为含雨字典和非雨字典两类,应用正交匹配追踪获得基于新高频字典的稀疏系数,从而获得高频成分中非雨成分.最后,对于高频成分中和雨痕具有相同梯度的背景误判问题,通过景深,将图像高频按纹理和梯度方向进行二次分类,将高频成分中和雨条纹具有相同梯度的背景进行保留,有效提高分类准确性.同时,利用景深提取出含雨图像中的显著性特征来进一步去除低频成分中的残留雨痕.本文利用主观视觉效果以及客观指标对算法进行评估,实验结果证明主观效果得到明显的改善,客观指标也得到了提升,证明了该文基于景深和稀疏编码的图像去雨算法能够在去雨的同时较好地保留图像的纹理细节.

关键词 图像去雨;景深;稀疏编码;主成分分析;双边滤波;短时傅里叶变换

中图法分类号 TP391 **DOI号** 10.11897/SP.J.1016.2019.02024

An Image Rain Removal Algorithm Via Depth of Field and Sparse Coding

XIAO Jin-Sheng WANG Wen ZOU Wen-Tao TONG Le LEI Jun-Feng

(School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430072)

Abstract Rainfall weather often results in the deterioration of video quality, which can cause distortion of the image. In order to improve the quality of rainy images, we propose an image rain streaks removal algorithm based on the depth of field and sparse coding. Currently, the rain removal methods based on the image decomposition have attracted much attention for those methods require no restrictions on the types of rain. However, most of the decomposition-based rain removal methods are suffered from the problems of the rain residuals, the loss of contours and edges in low-frequency part, and the background mismatch in high frequency part. In this condition, we propose to decompose the image by using the combination of the bilateral filtering and the short-time Fourier transform, so that the contours of the low frequency part of the image is preserved well. Besides, we propose to use the depth of field saliency map of the image to remove the rain residues in the low-frequency components and solve the mismatching between the

background and the rain streaks with the same gradient in the high-frequency components. The algorithm mainly includes four parts: image decomposition, dictionary learning, atomic clustering based on Principal Component Analysis and Support Vector Machine, image correction based on the depth of field. Firstly, the low-frequency and high-frequency components are extracted by image decomposition. We combine the bilateral filtering and the short-time Fourier transform. This method can better preserve the contours and textures. After that, the low-frequency part is retained, and the high frequency part is further processed. Secondly, the high frequency components are classified according to their texture. In each category, the high frequency components are further divided into blocks. Then the dictionaries for dictionary learning are constructed corresponding to each category. Thirdly, the dictionaries are classified into two categories: rainy dictionaries and non-rain dictionaries, by using Principal Component Analysis and Support Vector Machine according to the gradient information. Orthogonal Matching Pursuit is then used to obtain the sparse coefficients of the new high frequency dictionaries i. e. the non-rain dictionaries, so as to obtain the non-rain components of the high frequency components. Lastly, the rain residuals in the low-frequency part and mismatch in the high-frequency part will be solved. Through the depth of field saliency map, the high-frequency components are classified again according to the gradient and texture direction, so that the background with the same gradient as the rain streaks will be preserved, which effectively improves the classification accuracy. At the same time, the significant feature of the rainy image is extracted by the depth of field to further remove the rain residuals in the low frequency components. Both the subjective visual effects and objective indicators are used to evaluate the algorithm. The experimental results demonstrate that the subjective effect is improved obviously and the objective indexes are also improved. The proposed image rain removal algorithm based on the depth of field and the sparse coding can not only remove the rain streaks, but also preserve the detailed information of the image.

Keywords image rain removal; depth of field; sparse coding; principal component analysis; bilateral filtering; short-time Fourier transform

1 引言

降雨天气往往会导致户外监控视频质量下降, 会使成像的图像产生畸变和模糊现象。随着智能交通和安全防范领域的快速发展, 对恶劣天气条件下视频图像的增强处理成为了当今机器视觉领域研究的热点问题之一。近年来视频图像去雨领域快速发展, 出现了很多优秀的方法。目前视频图像去雨算法主要分为视频去雨和图像去雨。

视频去雨是依照雨的特性, 建立相应的去雨模型, 根据模型对雨进行检测和去除。Garg 等人^[1]根据雨滴的物理特性, 提出帧差法检测雨滴, 但对于离相机较近且运动速度较快的物体效果不明显。Zhang 等人^[2]通过视频图像中的彩色特征来检测雨条纹并去除, 但对于灰度区域无法精确检测。Barnum 等人^[3]分析了雨痕的时空特性, 用高斯模型模拟雨滴,

提出了基于频域的视频图像去雨方法, 但对图像进行复原时效果不理想。目前国内外对视频中雨的检测和去除已经做了较多研究, 但同样也存在一些缺点, 如在雨的检测方面, 针对静止场景中雨滴的检测有一定的效果, 对于运动目标上的检测效果不理想。在雨痕去除方面, 一般是利用视频前后帧的均值来代替当前帧, 但对于前后帧均被雨遮挡时, 无法达到较好的去除效果。

而对图像去雨方法主要是基于雨滴检测和图像分解的方法。在雨滴检测方面, Wu 等人^[4]运用了显著视觉特征对单幅图像中的雨滴进行检测, 得到雨滴的候选区域, 再用高斯混合模型进一步的得到精确位置, 最后对检测到的雨滴进行去除。Eigen 等人^[5]首次通过深度学习对含雨和不含雨的成对数据集训练神经网络, 通过最小化预测图像块和无雨图像块的误差来训练网络参数, 可以对玻璃上的雨滴和灰尘进行检测和去除, 该算法精确度较高, 但不适用雨

滴较多的情况. Dong 等人^[6]利用灰色调约束检测出雨滴,进而利用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)和 Mean-Shift 对雨滴的降落方向进行检测,该方法对于雨滴大小参差不齐的情况下处理效果较差. 在图像分解方面, Kang 等人^[7]提出了基于形态学成分分析(Morphological Component Analysis, MCA)的雨条纹去除方法,使用双边滤波先将图像分为高低频部分,再利用稀疏编码进行字典学习,该方法可以有效的去除图像中的雨条纹但也会去除图像的细节成分. Huang 等人^[8]在 Kang 等人的基础上利用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)和主成分分析 PCA 对字典原子进行分类,使得雨滴原子分类更加精确. Chen 等人^[9]在 Huang 等人的基础上还引入了景深和特征色彩以减少对无雨层的误判,提高了雨条纹去除的效果但在低频成分中仍然存在雨痕残留情况. Luo 等人^[10]将判别式稀疏编码的思想用于单幅图像的雨条纹去除,计算复杂度较低,但该算法不能滤除各种结构的雨. 在 Luo 等人的基础上, Son 等人^[11]对字典原子进行了优化,该算法无需对字典原子进行初始化,提出了基于收缩的稀疏编码,改善了雨条纹去除的效果. Li 等人^[12]对背景层和雨层使用简单的基于块的先验方法. 通过运用基于混合高斯模型的层次先验,可适应不同尺度和不同方向的雨条纹来提高去雨效果. Kim 等人^[13]提出了一种单幅图像适应性雨条纹的去除方法. 分析每个像素位置的旋转角度和椭圆颗粒的纵横比来检测雨条纹区域,然后通过自适应地选择非局部邻域像素和其权重对该区域进行非局部均值滤波来去除雨条纹. 上述图像去雨算法中均存在去雨后图像细节信息丢失或者雨痕残留的问题. 基于分解的图像去雨算法无需预处理的过程,适用于任何类型的含雨图像,因此本文基于图像分解的算法进行进一步的改进.

基于分解的图像去雨算法在低频部分存在纹理丢失的情况,本文提出用联合双边滤波和短时傅里叶变换将图像进行分解^[14],使得图像的轮廓边缘信息得到较好的保留. 同时针对低频成分中的雨痕残留和高频成分中与雨痕具有相同梯度的背景误判问题,引入景深和基于 PCA 和 SVM 的原子聚类的方法,将图像高频按纹理和梯度方向进行二次分类,能够有效提高分类的准确性,使得在任意雨量下,对于含雨图像都能够精确的将雨痕进行去除. 主客观实验结果表明,本文提出的基于景深和稀疏编码的图像去雨算法能够较好的对图像中的雨痕进行去除同

时保持图像纹理细节.

2 基于 MCA 分解的图像去雨

基于 MCA 的图像去雨是依据图像的纹理特性对图像进行分类,根据上下文约束对图像进行分割,考虑到了图像各部分的纹理信息,能够较好的提取出所需的像素. 基于 MCA 分解的图像去雨主要分为图像分解、字典学习、原子聚类和图像重建^[7]四个部分.

首先对含雨图像进行图像分解,通过双边滤波提取出图像低频成分 I_{LF} 和高频成分 I_{HF} . 根据场景中出现的纹理分布情况,文献^[7]针对高频图像 I_{HF} 本身的纹理特性将其分为 K 类,即 $I_{HF} = \bigcup_{k=1}^K I_{HF}^k$.

其次构建包含纹理的局部结构的字典 D_{HF}^k ,用于稀疏表示从纹理分量 I_{HF}^k 中提取的块. 使用一系列的纹理块作为训练样本 $y^p, p=1, 2, \dots, P$ 来学习字典 D_{HF}^k ,求解下列优化问题:

$$\min_{D_{HF}^k, \theta^p} \sum_{p=1}^P \left(\frac{1}{2} \|y^p - D_{HF}^k \theta^p\|_2^2 + \lambda \|\theta^p\|_1 \right) \quad (1)$$

这里 λ 是正则化参数, θ^p 表示 y^p 相对于 D_{HF}^k 稀疏系数的向量. 得到 I_{HF}^k 基于字典 D_{HF}^k 的稀疏表示. 为了找出高频图像中的雨滴原子,先利用 HOG 特征来描述在 D_{HF}^k 中每个原子的梯度信息,再运用 PCA 来确定每个字典原子的主成分,将字典原子分为含雨原子和不含雨原子两类,于是字典 D_{HF}^k 就分为含雨子字典 D_{HF-R}^k 和无雨子字典 D_{HF-G}^k .

最后将上下文类别的去雨问题归结为基于稀疏编码^[15]的图像分解问题. 每个含雨或者不含雨块都能够被稀疏表示,这样可以通过平均重叠区域的像素值,得到高频含雨图像块 I_{HF-R}^k 或者是高频无雨图像块 I_{HF-G}^k ,最后得到去雨之后的高频图像,与低频部分叠加得

$$I_{Non-Rain} = I_{LF} + I_{HF-G} \quad (2)$$

其中 $I_{HF-G} = \bigcup_{k=1}^K I_{HF-G}^k$. 该算法能够对各种纹理的含雨图像进行雨痕的去除,但是在图像分解得到的低频部分中存在边缘和纹理丢失,及雨痕残留问题,与高频成分中与雨痕具有相同梯度的背景会被误判问题.

3 基于景深重建的图像去雨

针对基于 MCA 的去雨算法存在的低频细节丢失和雨痕残留,高频成分中对雨痕的背景误判的问

题. 本文利用了基于分解的雨条纹去除算法, 对于图像分解的预处理部分利用了双边滤波 (Bilateral Filter, BF) 和短时傅里叶变换 (Short-Time Fourier Transform, STFT) 的结合, 使得低频部分中的轮廓边缘保持度较高. 引入了景深的思想, 对低频部分的雨痕残留和高频部分的背景误判, 利用图像的显著性特征进行了修复, 同时利用 PCA 和 SVM 对原子进行分类, 提高了原子分类的准确性, 改善了去雨后图像的纹理信息. 其中, PCA 和 SVM 对原子分类主要分为 2 部分, 首先利用字典学习得到初步的高频

无雨成分, 从而获得初始的去雨结果. 在字典学习过程中对原子进行的二次分类, 先通过 PCA 来确定每个字典原子的主成分, 将字典原子分为含雨原子和不含雨原子两类. 然后通过 SVM 在原子聚类过程中减少对非雨原子的误判, 以提高原子聚类的精确性. 引入景深的思想, 对低频和高频成分中的雨痕残留分别进行修复, 引入景深后, 可以对集中于前景部分的雨滴区域进行更好的提取. 本文所提出的基于景深和稀疏编码的图像去雨算法的主要框架如图 1 (其中灰底矩形框区域均为改进部分).

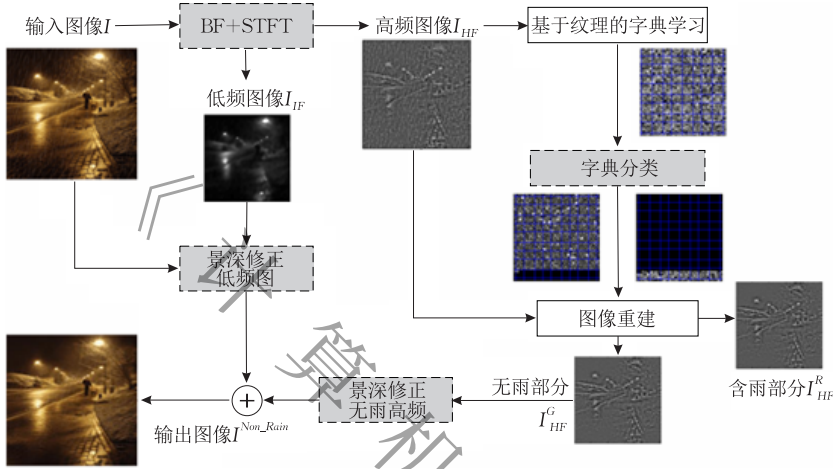


图 1 本文算法框图

3.1 基于 BF+STFT 的图像分解

在前期的研究^[14]中, 我们将 BF+STFT 相结合用于视频去噪, 利用双边滤波得到图像的基础层, 并通过短时傅里叶变换系数收缩得到细节层, 最后将 2 个层级的图像进行融合得到细节信息丰富, 信噪比较高的最终的去噪结果. 本文图像去雨采用此方法进行图像分解, 利用该方法提取出图像低频成分. 该方法的主要步骤是:

联合双边滤波 (BF): 对原图 x 进行双域滤波, 得到引导图像 g ; 对原图像 x 和引导图像 g 分别进行双边滤波, 如下所示:

$$\begin{cases} \tilde{g}(p) = \frac{\sum_{q \in N_p} k(p, q) g(q)}{\sum_{q \in N_p} k(p, q)} \\ \tilde{x}(p) = \frac{\sum_{q \in N_p} k(p, q) x(q)}{\sum_{q \in N_p} k(p, q)} \end{cases} \quad (3)$$

$\tilde{g}, \tilde{x}$ 分别为得到的引导层和基本层图像. $k(p, q)$ 为双边滤波的核函数.

短时傅里叶变换收缩 (STFT): 对于所有的

$q \in N_p$, 计算 x 和 g 在 p 点的邻域残差 $\nabla x(p, q)$ 和 $\nabla g(p, q)$, 用双边滤波的核函数 $k(p, q)$ 分别对邻域残差进行加窗处理:

$$\begin{cases} \tilde{X}(p, f) = \sum_{q \in N_p} e^{\frac{j \cdot 2\pi(q-p) \cdot f}{2 \cdot r+1}} \cdot k(p, q) \cdot \nabla x(p, q) \\ \tilde{G}(p, f) = \sum_{q \in N_p} e^{\frac{-j \cdot 2\pi(q-p) \cdot f}{2 \cdot r+1}} \cdot k(p, q) \cdot \nabla g(p, q) \end{cases} \quad (4)$$

利用 $\tilde{G}(p, f)$ 构造出高斯核函数 $\tilde{K}(p, f)$, 再对 $\tilde{X}(p, f)$ 进行收缩:

$$\tilde{z}(p) = \frac{1}{|\mathbf{F}_p|} \sum_{f \in \mathbf{F}_p} \tilde{X}(p, f) \exp \left[-\gamma_f \frac{\sigma_p^2}{|\tilde{G}(p, f)|^2} \right] \quad (5)$$

其中, γ_f 是频域距离因子, $\mathbf{F}_p$ 为 $\tilde{X}(p, f)$ 对应的频率分布矩阵, $|\mathbf{F}_p|$ 是 $\mathbf{F}_p$ 的元素个数, σ_p^2 是上述变换系数的噪声方差, $\tilde{z}$ 是得到的细节层图像. 最后对得到的基本层 $\tilde{x}$ 和细节层 $\tilde{z}$ 进行叠加得到输出结果, 通过该方法得到的低频图像细节保持度较高.

对于图像分解的预处理部分, 近几年有各种不同的方法, 分别有基于双边滤波、引导滤波等方法, 但这些方法对于低频图像的细节保持度较低, 图 2 是基于不同方法滤波的结果图.

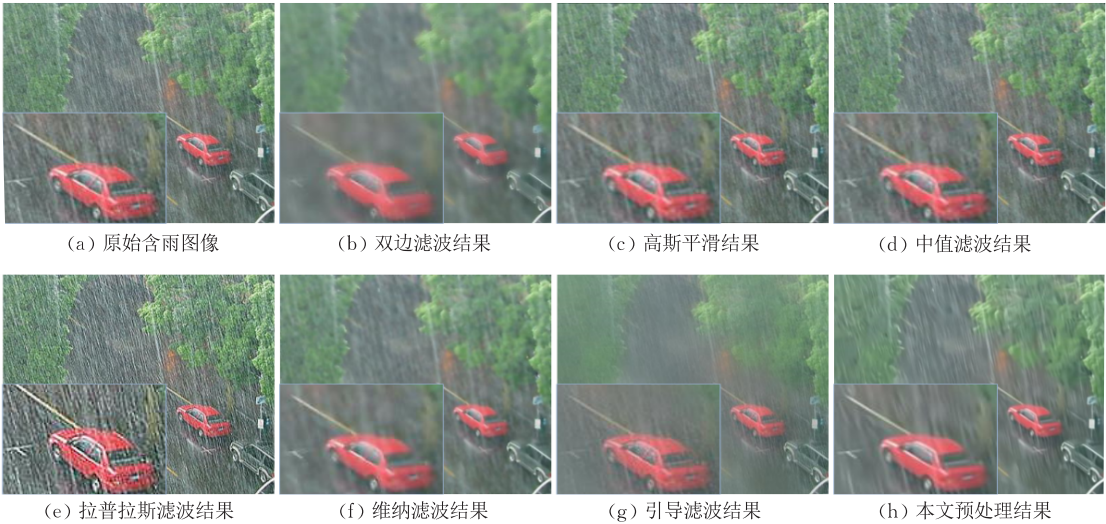


图 2 不同滤波算法对比

3.2 景深对图像效果的影响

针对图像分解中的雨痕残留问题,同时对于含雨图像中雨痕对图像前景和背景的不同影响,我们考虑用景深信息^[16-17]对高低频图像分别进行修正.对于在雨中拍摄的场景,雨条纹的视觉效果相对较弱,我们采用景深(Depth of Field, DoF)^[9]在含雨图像中提取感兴趣区域,提高雨条纹的去除效果和视觉质量. DoF 被定义为图像场景中最近和最远物体之间的距离,较小的 DoF 值通常用于强调图像中的感兴趣区域,所有的背景细节都是模糊的,而最近的人(或物体)都是纹理突出的,从而引起我们的注意.

DoF 的计算主要如下^[18],假定输入图像是 I , f_k 表示模糊内核,大小是 $k \times k$ (本文 $k = \{3, 5, 7\}$),首先将模糊核应用到 I 的亮度分量,然后分别计算垂直和水平导数如下:

$$\begin{cases} \rho_{xk} \propto \text{hist}(I \times f_k \times d_x) \\ \rho_{yk} \propto \text{hist}(I \times f_k \times d_y) \end{cases} \quad (6)$$

其中 $d_x = [1 \ -1]$, $d_y = [1 \ -1]^T$, 对于图像 I 中的每个像素 (i, j) , 计算分布 ρ_{xk} 和 ρ_{yk} 对原始的分布 ρ_{x1} , ρ_{y1} 的 KL 散度,对于像素 (i, j) 周围的窗 $W_{i,j}$ 可以得到:

$$D_k(i, j) = \sum_{(n, m) \in W_{i,j}} KL(\rho_{xk} \parallel \rho_{x1})(n, m) + KL(\rho_{yk} \parallel \rho_{y1})(n, m) \quad (7)$$

其中像素 (i, j) 处 p 对 q 的 KL 散度的计算为

$$KL(p \parallel q)(i, j) = p_{ij} \log \frac{p_{ij}}{q_{ij}} \quad (8)$$

其中 p 和 q 是两个概率密度函数,它们的和为 1,并

且 KL 散度中的 p_{ij} 和 q_{ij} 一般都是大于零的,当 p 趋于 0 时认为等式值为 0. 当分布 ρ_{xk} 和 ρ_{yk} 分别接近 ρ_{x1} 和 ρ_{y1} 时, D_k 趋于零. 这种情况意味着输入的图像对模糊不敏感,表明图像已经模糊, DoF 值较低. DoF 值的计算如下:

$$DoF = \sum_{(i,j) \in I} \sum_k D_k(i, j) \quad (9)$$

当 DoF 值较低的时候,可以用来提取图像中的感兴趣区域. 同时为了获得图像高光部分的细节和增加图像的饱和度,将得到的低频图像进行叠底处理,在下节中将景深用于对本文低频和高频的修正.

3.3 基于景深的图像修正

文献[18]中的 DoF 对于整幅图像得到一个景深结果,不能体现图像中不同区域的景深差别,本文计算景深显著图 $DoF(i, j)$ 用如下公式:

$$DoF(i, j) = \sum_k D_k(i, j) \quad (10)$$

首先针对图像分解得到的低频图 I_{LF} . 为了增强低频图的边缘,计算原图 I 的显著图为 DoF^I . 对于原图来说,雨条纹出现的地方, DoF 值通常较小. 图 3 显示了基于式(10)计算出的含雨图像的 DoF 显著度图,从上到下的雨条纹具有不同程度的显著性. 然而,聚焦的物体仍然具有比雨条更高的 DoF 值,这将有利的对雨的去除,同时使得聚焦对象去除的过程中图像不变模糊. 引入 DoF 主要是为了解决低频成分中的雨条纹残留问题,以及对于高频成分中某些非雨成分与雨条纹有相似的梯度而被误去除的情况.

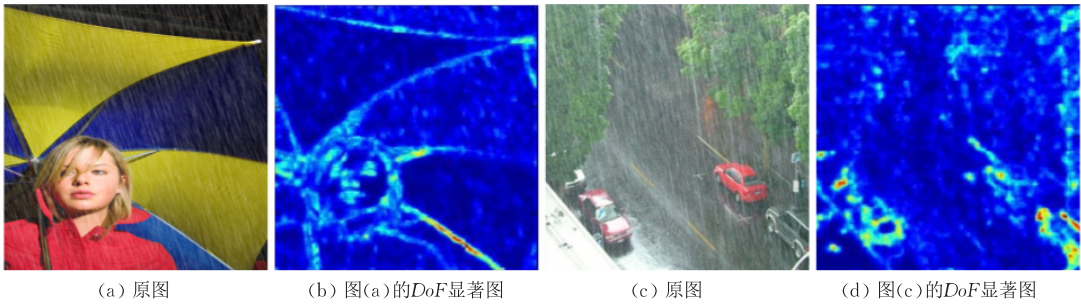


图 3 显著图说明

由于原含雨图像中雨条纹出现的地方, DoF 值通常较小, 因此设定相应的阈值, 将 DoF 值小于阈值的点的值设置为 0 (本文设置的阈值为 0.2), 从而得到原图 I 不含雨的显著图 $\hat{DoF}^I$, 再将 $\hat{DoF}^I$ 归一化作为加权系数 $\alpha(i, j) \in [0, 1]$. 于是修正后的低频图像 $\hat{I}_{LF}$ 为: 通过深度信息对原图 I 和初始低频图 I_{LF} 进行加权

$$\hat{I}_{LF} = \alpha I + (1 - \alpha) I_{LF} \quad (11)$$

将 D_{HF} 作为图像, 通过式 (13) 得到显著图, 利用新得到的高频字典的显著图可以对图像中的残留雨痕进行去除. 为了对高频成分的不含雨部分 I_{HF}^G 中的残留雨痕进行去除, 利用 I_{HF}^G 的 DoF 显著图,

DoF^I 和 I_{HF}^G 三者相乘得到 $\hat{I}_{HF}^G$ (I_{HF}^G 中提取的非雨区域). 由于雨条纹存在的地方其 DoF 值较小, 故对不含雨部分 I_{HF}^G 与 I_{HF}^G 的 DoF 显著图和 DoF^I 相乘, 其作用相当于针对原图和高频图的雨条纹进行两次弱化, 以便更好地去除雨条纹.

$$\hat{I}_{HF}^G = DoF_{HF}^G \times DoF^I \times I_{HF}^G \quad (12)$$

最终输出的去雨结果是修正后的高频和低频部分的相加.

$$I^{Non_Rain} = \hat{I}_{LF} + \hat{I}_{HF}^G \quad (13)$$

加入 DoF 修正后的高频和低频的主观对比图如图 4、图 5. 可以看出加入 DoF 修正后的输出图将使得雨痕去除更加彻底, 同时背景纹理保持度较高.

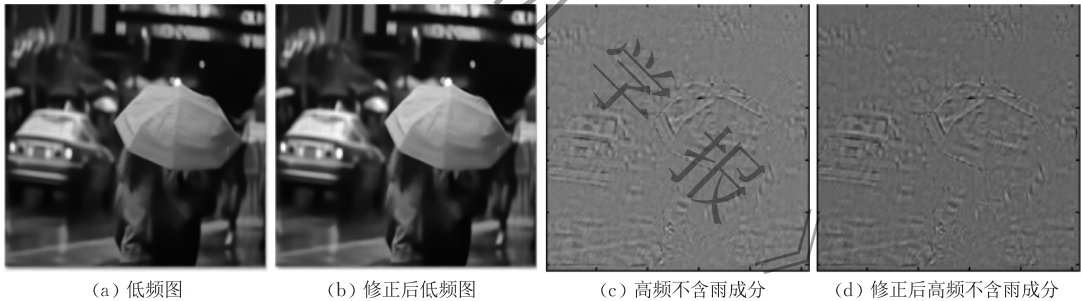


图 4 “umbrella”修正后的高低频图

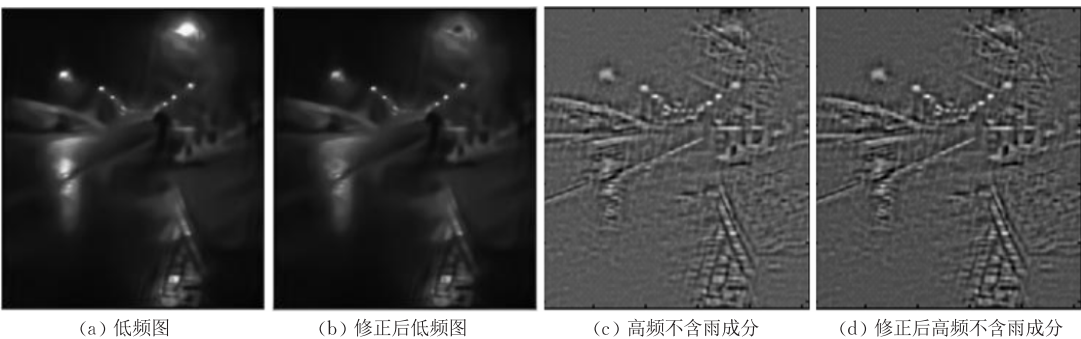


图 5 “road”修正后的高低频图

仔细观察图片, 可以看出图 4 的雨伞纹理部分, 经过修正后有明显改变. 图 5 的路灯和路面部分修正前后均具有比较明显的差异.

4 实验及结果

由于现有的图像去噪方法对含雨图像的去雨效

果大多不是很理想,为了体现对比的全面性,我们选择了基于 K-SVD 字典学习和稀疏表示的去噪方法^[19]进行对比(表示为基于 K-SVD 去噪).在对单幅图像去雨方面,本文算法依次和 Kang 等人^[7]、Huang 等人^[8]、Luo 等人^[10]和 Son 等人^[11]进行比较,上述算法均是单幅图像去雨中经典的处理算法.其中 Luo 的算法中存在参数选择,本文对比时标准差设置为 30/255,其余对比算法均采用算法本身的默认参数.本文算法的运行环境是 Windows 7, CPU-Intel Core i5-3470,主频 3.60 GHz,内存 8 GB, 64 bit. 根据调研,目前还没有标准的去雨图像数据

集,对于自然的含雨图像,由于较难获取对应的无雨图像,参考相关文献,我们从网站上搜集了部分自然和合成的含雨图像以及文献[7]和文献[20]提供的测试图像数据集进行实验测试.这些合成的含雨图像数据集由上千张无雨图像通过人工合成来得到含雨图像,每张原始图像都使用 PhotoShop 工具合成若干张不同的含雨图像,这些雨图模拟了不同大小和方向的下雨情形.数据集同时包含灰度图像和彩色图像两种格式,并且所有图像的分辨率都不尽相同.我们对这些数据集进行了全面测试,限于篇幅只列部分图片的实验结果.图 6~图 8 是采用合成的含雨图

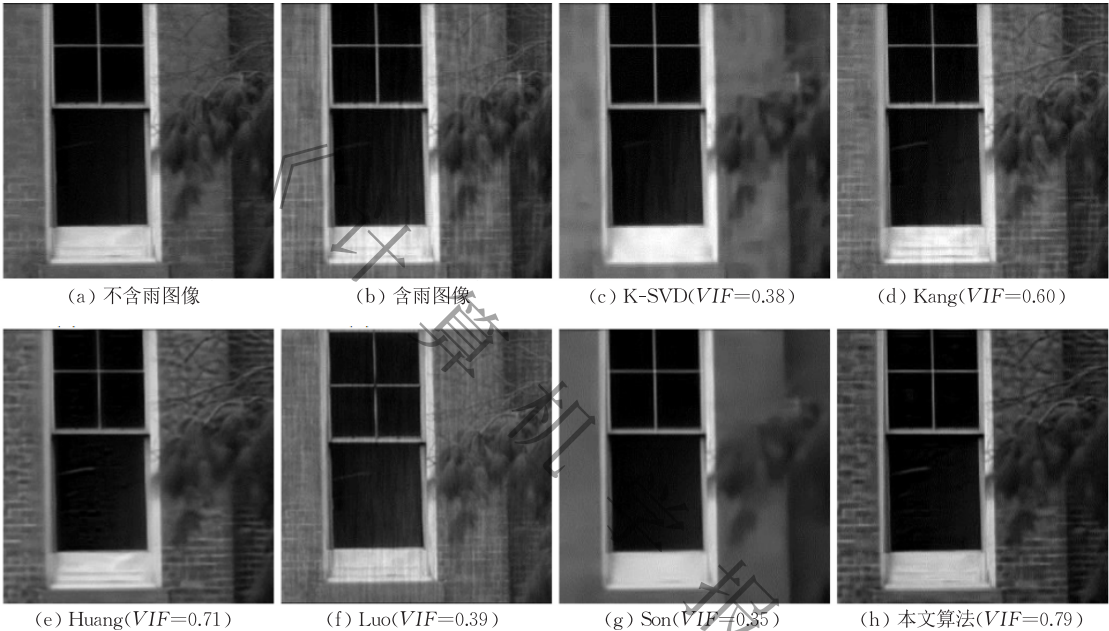


图 6 图“window”对比结果

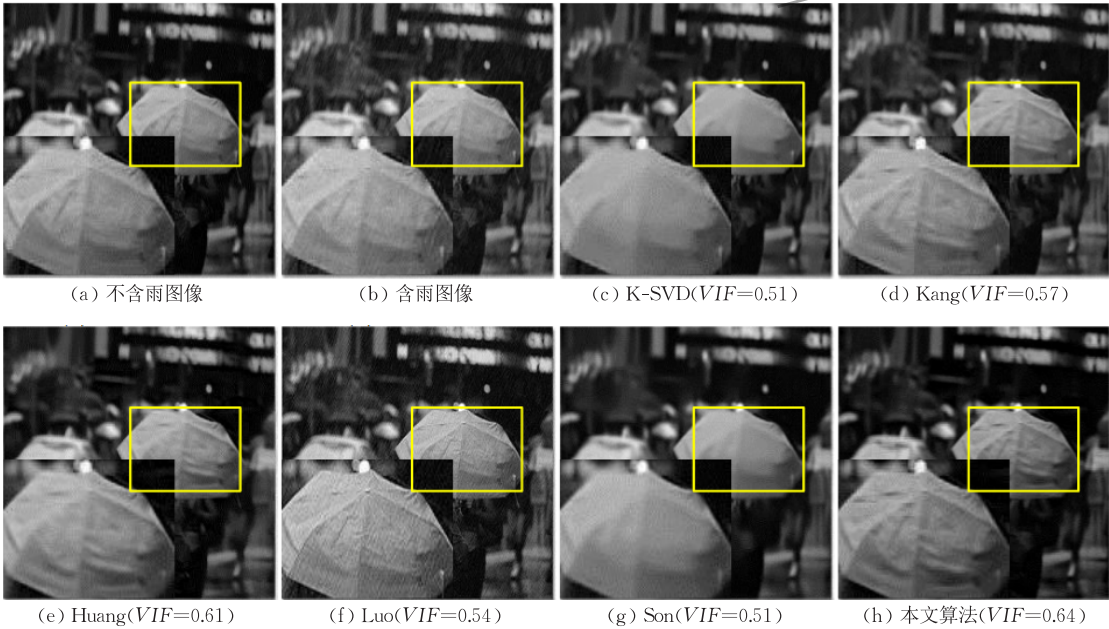


图 7 图“umbrella”对比结果

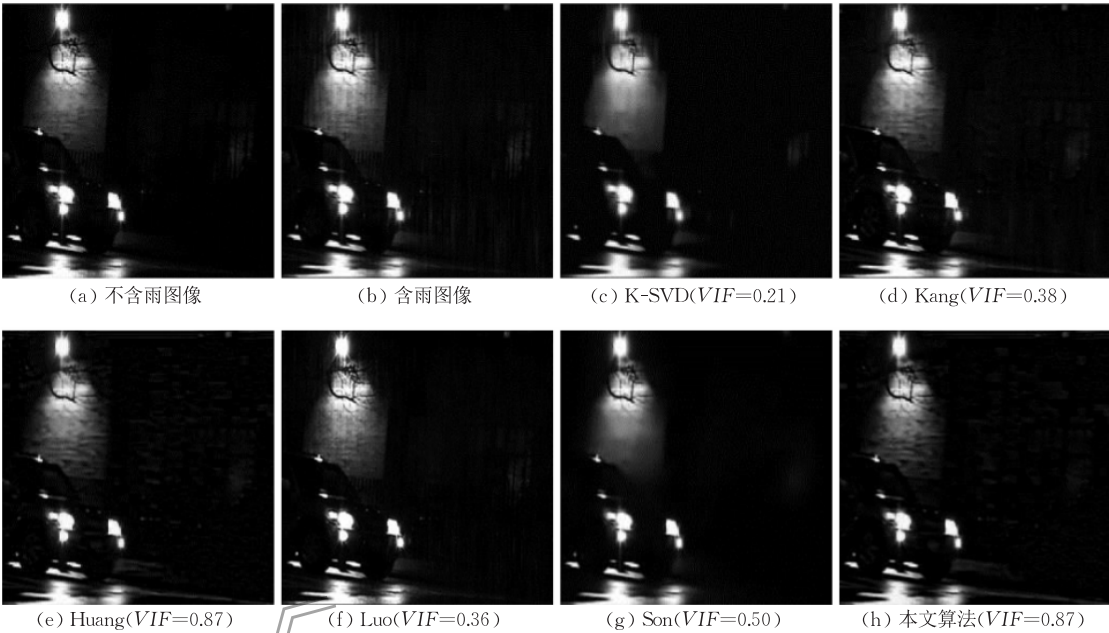


图 8 图“night”对比结果

像进行雨痕去除对比实验结果. 因此有对比的无雨图像,同时还计算了客观指标. 客观指标详细内容见后.

由于真实的含雨图像,缺乏与之对比的无雨图像,故无法提供客观指标进行比较. 图 9~图 11 是

对真实含雨图像中的雨痕去除对比实验结果,其中增加了和深度学习方法 Eigen 等人^[5]的对比,其中图(h)是本文算法和原含雨图像的残差图(像素值扩大了 10 倍),结果如下:

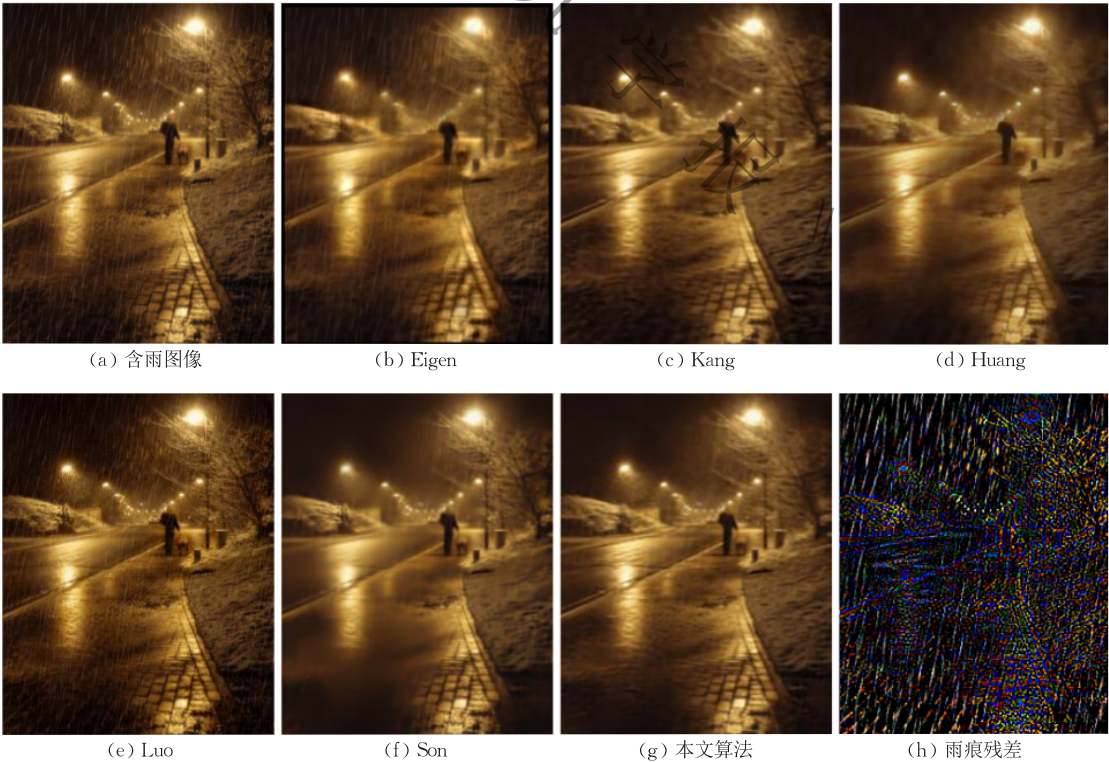


图 9 图“road”对比结果

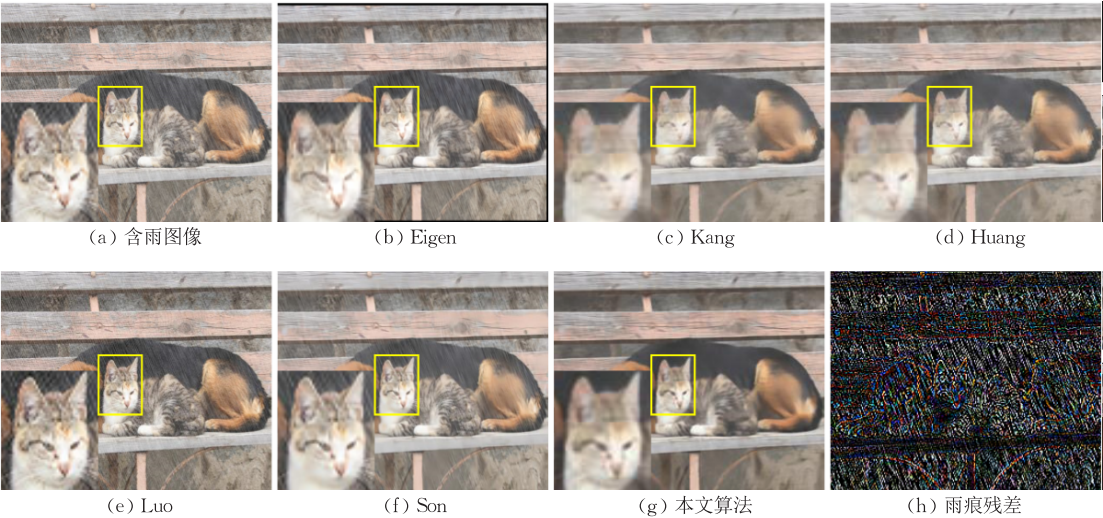


图 10 图“cat”对比结果

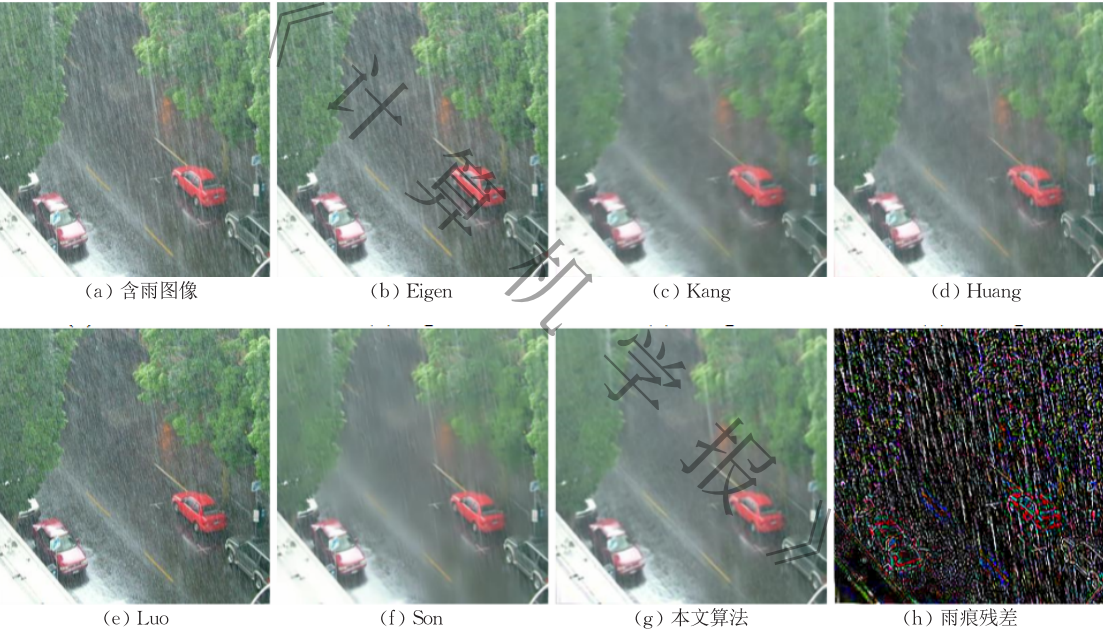


图 11 图“car”对比结果

从上述图 6~图 11 的对比结果可以看出,基于 K-SVD 算法在去除雨痕的同时也将图像本身的纹理平滑掉,而 Kang 和 Huang 基于 MCA 的算法有雨痕残留现象,同时图像纹理保持度不高. Eigen 所提出的基于卷积神经网络的算法和 Luo 提出的算法雨痕残留现象严重,而 Son 等人的算法去除效果较好,但是纹理细节信息丢失严重,从图“road”中的地面可以看出,地面的纹理信息均被清除.本文算法综合考虑了去雨的程度和对图像背景的细节保持度.图 10 可以看出本文所提出算法较好的保留了图像的细节信息,如猫头部的绒毛,所以本文算法在去除雨痕的同时还能保留图像的纹理细节.

合成图像有对应的真实不含雨图像,因此利用在

$[0,1]$ 范围内的视觉信息保真度(Visual Information Fidelity,VIF)^[21]指标对去雨效果进行客观的评价,利用该指标对去雨效果进行评估优于利用 PSNR 的评估,同时利用 SSIM 和 FSIM 来对算法的客观指标进行测试,不同算法的客观结果对比如表 1 所示,其中较好结果用粗体标记.

由表 1 所示,本文的 VIF 指标均比其他算法高,较 K_SVD、Kang、Luo 高出指标更多,高出 Huang 算法的指标值在 0.02~0.08 之间.而 SSIM 指标在绝大数的情况下值较高,能够较好的维持图像自身纹理.因此综合本文算法的主观和客观效果,基于景深的雨痕去除算法在去除雨痕的同时与原始不含雨图像的保持度较高.

表 1 客观指标对比

图像	客观指标	K-SVD	Kang	Huang	Luo	Son	本文算法
umbrella	VIF	0.51	0.57	0.61	0.54	0.51	0.64
	SSIM	0.88	0.87	0.89	0.71	0.87	0.89
	FSIM	0.96	0.95	0.95	0.91	0.94	0.96
night	VIF	0.21	0.38	0.87	0.36	0.50	0.87
	SSIM	0.78	0.73	0.81	0.82	0.91	0.82
	FSIM	0.91	0.92	0.91	0.92	0.93	0.92
window	VIF	0.38	0.60	0.71	0.39	0.35	0.79
	SSIM	0.77	0.82	0.84	0.33	0.78	0.84
	FSIM	0.91	0.93	0.91	0.69	0.89	0.93

5 总 结

本文针对图像低频成分中的雨痕残留和高频成分中与雨痕具有相同梯度的背景误判问题,提出用联合双边滤波和短时傅里叶变换将图像进行分解的方法,使得图像的纹理细节信息得到较好的保留.同时引入景深的概念,改善雨痕残留和对于背景纹理的误去除问题.实验证明,本文提出的算法不仅较好的改善了传统的基于分解的图像去雨问题,而且在主观和客观上都取得了较为优秀的去雨效果.

参 考 文 献

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

[2] Zhang X, Li H, Qi Y, et al. Rain removal in video by combining temporal and chromatic properties//Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Toronto, Canada, 2006: 461-464

[3] Barnum P C, Narasimhan S, Kanade T. Analysis of rain and snow in frequency space. International Journal of Computer Vision, 2010, 86(2): 256-274

[4] Wu Q, Zhang W, Kumar B V K V. Raindrop detection and removal using salient visual features//Proceedings of the 2012 19th IEEE International Conference on Image Processing. Orlando, USA, 2012: 941-944

[5] Eigen D, Krishnan D, Fergus R. Restoring an image taken through a window covered with dirt or rain//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Sydney, Australia, 2013: 633-640

[6] Dong Rong, Li Bo, Chen Qi-Mei. A method for video raindrop detection and elimination. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(7): 1093- 1099(in Chinese)

(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)

[7] Kang L W, Lin C W, Fu Y H. Automatic single-image-based rain streaks removal via image decomposition. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(21): 1742-1755

[8] Huang D A, Kang L W, Yang M C, et al. Context-aware single image rain removal //Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Melbourne, VIC, Australia, 2012: 164-169

[9] Chen D Y, Chen C C, Kang L W. Visual depth guided color image rain streaks removal using sparse coding. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2014, 24(8): 1430-1455

[10] Luo Y, Xu Y, Ji H. Removing rain from a single image via discriminative sparse coding//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago, Chile, 2015, 3397-3405

[11] Son C H, Zhang X P. Rain removal via shrinkage of sparse codes and learned rain dictionary//Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops. Seattle, USA, 2016: 1-6

[12] Li Y, Tan R T, Guo X, et al. Rain streak removal using layer priors//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, USA, 2016: 2736-2744

[13] Kim J H, Lee C, Sim J Y, et al. Single-image deraining using an adaptive nonlocal means filter//Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Melbourne, Australia, 2013: 914-917

[14] Xiao Jin-Sheng, Li Wen-Hao, Jiang Hong, et al. 3D block matching video denoising algorithm based on dual domain filtering. Journal on Communications, 2015, 36(9): 91-97 (in Chinese)

(肖进胜, 李文昊, 姜红等. 基于双域滤波的三维块匹配视频去噪算法. 通信学报, 2015, 36(9): 91-97)

[15] Mairal J, Bach F, Ponce J, et al. Online learning for matrix factorization and sparse coding. Journal of Machine Learning Research, 2010, 11(1): 19-60

[16] Zhuo W, Salzmann M, He X, et al. Indoor scene structure analysis for single image depth estimation//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, USA, 2015: 614- 622

[17] Liu M, Salzmann M, He X. Discrete-continuous depth estimation from a single image//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus, USA, 2014: 716-723

[18] Le Meur O, Baccino T, Roumy A. Prediction of the inter-observer visual congruency (IOVC) and application to image ranking//Proceedings of the 19th ACM International Conference on Multimedia. Scottsdale, USA, 2011: 373-382

[19] Elad M. Sparse and Redundant Representations: From Theory to Applications in Signal and Image Processing. New York, USA: Springer, 2010

[20] Fu X, Huang J, Zeng D, et al. Removing rain from single images via a deep detail network//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, USA, 2017: 1715-1723

[21] Sheikh H R, Bovik A C. Image information and visual quality. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(2): 430



XIAO Jin-Sheng, Ph. D. , associate professor. His research interests include computer vision, image and video processing.

WANG Wen, M. S. candidate. Her current research interest is video image processing.

ZOU Wen-Tao, M. S. candidate. His current research interest is digital image processing.

TONG Le, M. S. candidate. His current research interest is video image processing.

LEI Jun-Feng, Ph. D. , associate professor. His current research interest is computer vision and image processing.

Background

Rainfall weather often results in video quality degradation, which may cause image distortion. Accumulation of rain streaks may generate atmospheric veiling effects, which is similar to mist or fog, and nearby rain streaks exhibit strong specular highlights and occlude background scenes. heavy rain may cause severe visibility degradation and affect the imaging quality of outdoor visual system seriously, which is not conducive to image analysis. In order to improve the quality of video images in intelligent traffic and security precaution, video image enhancement has become a hotspot in the field of machine vision.

In this paper, we propose a image rain streaks removal algorithm based on the depth of field and sparse coding. Firstly, the image is decomposed by the combination of

bilateral filtering and short-time Fourier transform, so that the contour of the low frequency part of the image is better preserved. The introduction of depth of field can improve the low-frequency components of the rain residue and solve the background error problem of high-frequency components with the same gradient of rain. The experimental results show that the proposed image rain removal algorithm based on the depth of field and the sparse coding not only can remove rain, but also preserve the detailed information of the image.

This work is supported by the National Key Research and development Program of China under Grant No. 2017YFB1302401 and the National Science Foundation of China under Grant No. 61471272.