

# 基于懒惰随机游走的雾天含噪图像清晰化

曲晨<sup>1,2</sup>, 毕笃彦<sup>1</sup>

<sup>1</sup>空军工程大学航空航天工程学院, 陕西 西安 710038;

<sup>2</sup>空军工程大学基础部, 陕西 西安 710051

**摘要** 针对现有单幅图像清晰化算法无法很好地保证去雾和降噪效果的问题, 提出了一种在懒惰随机游走模型下的单幅雾天含噪图像清晰化算法。分析了现有大气散射模型的物理意义, 并对其加以改进, 使之更符合实际雾天含噪图像的特殊性, 利用懒惰随机游走模型估计改进雾天退化模型的衰减项; 利用几何约束和 color-line 先验获取精准的退化模型中的大气光, 最后恢复出噪声水平低的无雾图像。实验结果表明, 所提算法在获得最佳去雾效果和抑制噪声水平的同时, 具有较强的稳健性。

**关键词** 图像处理; 图像去雾; 图像去噪; 大气散射模型; 懒惰随机游走模型; color-line 先验

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0410001

## Clearness for Foggy and Noisy Image Based on Lazy Random Walk

Qu Chen<sup>1,2</sup>, Bi Duyan<sup>1</sup>

<sup>1</sup>*Institute of Aeronautics and Astronautics, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710038, China;*

<sup>2</sup>*Department of Basic, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710051, China*

**Abstract** Aiming at problem that the single image clearness algorithm cannot guarantee the effect of noise and fog reduction, a new algorithm for foggy and noisy single image clearness using the lazy random walk model is proposed. Firstly, physical meaning of existing atmospheric scattering model is analyzed and improved to be made more consistent with the specialist of the actual foggy images. Lazy random walk model is used to estimate the attenuation term of improved haze degeneration model. Secondly, geometric constraint and color-line prior are used to obtain accurate atmospheric light of the degeneration model. Fog-free images with little noise are recovered at last. Experimental results show that the proposed algorithm can obtain the best defogging effect and restrain the noise, and it has strong robustness.

**Key words** image processing; image dehazing; image denoising; atmospheric scattering model; lazy random walk model; color-line prior

**OCIS codes** 100.3190; 100.3008; 330.4060

## 1 引 言

当前, 雾霾天气严重危害居民健康和国家安全。受雾霾天气悬浮颗粒物和大气光的干扰, 成像设备在捕捉户外图像时往往出现对比度下降和色彩保真度变差等现象。雾天图像清晰化是对雾天获得的图像进行处理, 从而恢复出清晰的图像, 为识别、分类和跟踪等打下基础<sup>[1-2]</sup>。现有的雾天图像清晰化方法可大致分为两类。第一类基于图像增强技术, 旨在直接改善图像本身的视觉效果, 如直方图均衡和

Retinex 等方法<sup>[3-4]</sup>; 该类算法快捷简单, 但未对其退化原因进行探究。第二类基于图像复原技术, 利用先验或假设估计大气散射模型的大气光和介质传输图, 恢复出无雾图像。例如, Tan<sup>[5]</sup>基于马尔可夫随机场的优化模型(MRF), Fattal<sup>[6]</sup>基于独立分量分析(ICA)的估计和暗通道先验的去雾算法(DCP)<sup>[7-11]</sup>。

在实际场景中, 噪声普遍存在于雾霾图像中<sup>[12-15]</sup>。2014年, Sulami 等<sup>[16]</sup>基于联合双边过滤器实现了同步除雾和去噪, 但联合双边过滤器参数

收稿日期: 2017-09-18; 收到修改稿日期: 2017-10-19

基金项目: 国家自然科学基金(61372167)

作者简介: 曲晨(1981—), 女, 博士研究生, 主要从事图像处理方面的研究。E-mail: 18629658368@163.com

导师简介: 毕笃彦(1962—), 男, 博士, 教授, 主要从事图像处理与模式识别方面的研究。E-mail: biduyan@163.com

的不确定性容易导致图像过度增强。2007年, Dabov等<sup>[17]</sup>提出了基于暗通道先验去雾并利用BM3D(Block-Matching 3D)进行迭代去噪的算法, 但是当噪声水平未知时, 该算法容易放大噪声。2013年, Lan等<sup>[18]</sup>提出了考虑传感器模糊和噪声的3步雾霾去除算法, 该算法首先基于非局部均匀滤波消除模糊与噪声干扰, 然后利用暗通道先验方法估计透射和大气光, 最后提出了一种正则化方法来恢复基础图像。在第一步中, 噪声被抑制的同时也模糊了细节, 因此最终结果中丢失了细节信息。2014年, Jidesh等<sup>[19]</sup>使用暗通道先验方法来估计大气光强度, 然后在Gamma分布噪声设置和线性模糊伪影下进行去噪。先去雾后去噪, 结果常伴有被不合理放大的噪声。

本文从图像去噪处理中得到启示, 将间接衰减项视为一种散射干扰, 通过最小化雾霾图像的能量函数估计出直接衰减项。去雾算法可归纳为: 1) 对大气散射模型进行推导, 基于懒惰随机游走模型建立了可约束噪声等干扰项的能量框架, 从而准确估计出直接衰减项; 2) 利用几何约束的最优化模型将color-line算法看作附加约束, 进一步计算大气光; 3) 将直接衰减项和大气光代入大气散射模型, 便可恢复出噪声抑制的无雾图像。

## 2 模型及先验

### 2.1 大气散射模型

雾天情况下, 目前普遍采用的大气散射模型为

$$I(x) = J(x)t(x) + A[1 - t(x)], \quad (1)$$

式中  $x$  为图像中像素点的位置;  $I(x)$  为观测点接收到的光强;  $J(x)$  为场景目标直接反射光强;  $A$  为周围环境光的总强度;  $t(x) = e^{-\beta d}$  为透射率, 其中  $\beta$  为大气散射系数,  $d$  为场景深度。  $J(x)t(x)$  为场景反射光经大气粒子散射作用之后进入成像系统的直接衰减项;  $A[1 - t(x)]$  为太阳光等环境光因空气分子散射作用而产生的干扰项, 随着光线传播距离的增大而增强。针对(1)式中未知变量数目多于方程数的病态问题, 很多基于该散射模型的雾天图像去雾算法都是基于先验或假设对  $t(x)$  和  $A$  进行估计<sup>[5-7]</sup>。大气散射模型如图1所示。

### 2.2 退化模型及其求解思路

上述模型只考虑了雾霾天气粒子散射所带来的大气退化现象, 并未考虑环境以及成像设备自身的电子热运动所带来的噪声。因此, 结合 Allard 定律<sup>[20]</sup>和大气散射模型, 提出了修正模型, 即

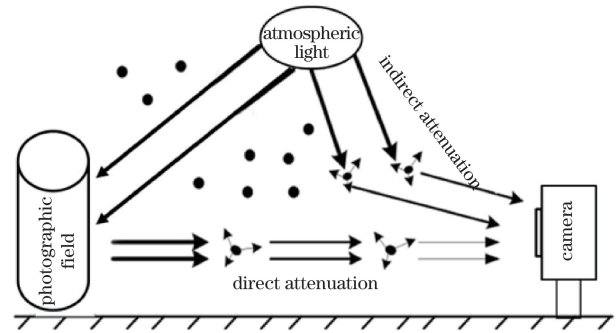


图1 大气散射模型

Fig. 1 Atmospheric scattering model

$$I(x) = D(x) + L(x), \quad (2)$$

式中  $L(x)$  为间接衰减项;  $D(x)$  为直接衰减项, 可以表示为

$$D(x) = J(x)t(x). \quad (3)$$

除了反射光之外, 另一个影响场景状态的重要因素为  $A$ 。事实上, 作为观察者还能看到大气悬浮颗粒对场景的影响, 伴随着产生了一种独特的灰白色。同时, 考虑到场景环境和成像设备带来的噪声, 基于 Koschmieder 定律<sup>[21]</sup>, 可将  $L(x)$  表示为

$$L(x) = A[1 - t(x)] + n(x), \quad (4)$$

式中  $n(x)$  为自然噪声。考虑到自然噪声的一般特征, 将其定义为零均值、方差为  $\sigma^2$  的高斯噪声<sup>[22]</sup>。对(4)式的求解有两种思路: 分步去除雾与噪声和同时去除雾与噪声。先去雾后去噪算法会导致去噪后的图像模糊<sup>[18]</sup>, 丢失细节和纹理信息, 致使后续的去雾无法有效地进行;  $J(x)$  可表示为

$$J(x) = A + \frac{I(x) - A}{t(x)} - \frac{n(x)}{t(x)}, \quad (5)$$

式中  $t(x)$  为小于1的正数, 并且随着雾浓度的增大而减小。根据(5)式, 先去雾后去噪算法会产生的问题为<sup>[19]</sup>: 如果对噪声不加以限制而直接去雾, 会导致噪声被放大, 噪声就更加难以去除。综上所述, 针对含噪的有雾图像, 需要同步进行去雾和去噪。

基于以上分析, 在抑制噪声及其他干扰的间接衰减项  $L(x)$  的同时, 首先将  $D(x)$  恢复出来, 然后对  $A$  进行估计。  $I(x)$  可表示为

$$I(x) = D(x) + A \left[ 1 - \frac{D(x)}{J(x)} \right]. \quad (6)$$

此时, 提前估计得到  $D(x)$  和  $A$ , 则恢复无雾图像可转为求解(6)式, 即

$$J(x) = \frac{D(x)A}{D(x) + A - I(x)}. \quad (7)$$

### 3 直接衰减项估计

基于随机游走的方法普遍应用于图像处理及其计算机视觉等领域<sup>[23]</sup>,该算法是计算初始点与邻域像素点的概率值。在图像  $I(x_i)$  中,每个像素点  $x_i$  对应一个节点  $v_i$ ,每个边对应一个衡量像素点  $x_i$  和  $x_j$  之间的相似性权值  $w'_{ij}$ ,表示游走该边的概率。Grady<sup>[23]</sup>采用高斯权函数来定义相邻节点间相似性的随机游走权值  $w'_{ij}$ ,即

$$w'_{ij} = \exp[-\beta(g_i - g_j)^2], \quad (8)$$

式中  $g_i, g_j$  分别表示像素点  $x_i, x_j$  的灰度信息,  $\beta$  为自由参数。

根据(8)式,利用传统游走算法定义节点的相似性权函数,其随机游走项能量函数为

$$E_{\text{Random}}(x) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{Q} \mathbf{x} = \frac{1}{2} \sum_{e_{ij} \in E} w'_{ij} (x_i - x_j)^2, \quad (9)$$

式中  $E$  表示最小化能量,  $\mathbf{x}$  表示像素点向量,  $\mathbf{Q}$  表示一个联合的拉普拉斯算子图矩阵,  $e_{ij}$  为像素点  $x_i, x_j$  所在的边。

从能量函数中不难看出,传统游走算法计算的是初始点与邻域像素点之间的概率,该算法仅考虑像素点间的关系,未考虑保留纹理信息与捕捉弱边缘的恢复能力。

懒惰随机游走算法计算的是该初始点与其他像素点之间的概率<sup>[24]</sup>,在每个节点处加入了自跳过程,同时变换游走的方式,即由初始点向像素点游走,这约束了随机游走算法,这种自跳约束能够保留纹理信息与捕获弱边缘,如图2所示。

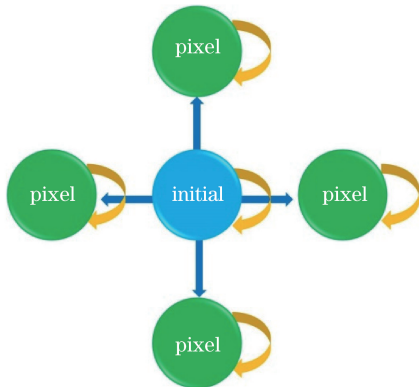


图2 懒惰随机游走模型

Fig. 2 Lazy random walk model

懒惰随机游走是利用边和节点构成图的。每个像素点  $x_i$  对应一个节点  $v_i$ ,像素点  $x_i, x_j$  所在的边  $e_{ij}$  代表像素点  $x_i$  回到自身的边,称为自跳边。Portilla

等<sup>[22]</sup>采用高斯函数求取懒惰随机游走权值  $w_{ij}$ ,即

$$w_{ij} = \exp\left(-\frac{\|g_i - g_j\|^2}{2\rho^2}\right), \quad (10)$$

式中  $\rho$  为自定义参数,  $2\rho^2$  在文献[22]中的取值为  $1/30$ 。

在懒惰随机游走算法中的各个节点处均添加自跳边,故该邻接矩阵与随机游走的邻接矩阵不同,懒惰随机游走的邻接矩阵元素可表示为

$$W_{ij} = \begin{cases} 1 - \alpha, & \text{when } i = j \\ \alpha w_{ij}, & \text{when } v_i \text{ and } v_j \text{ are adjacent nodes,} \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (11)$$

式中  $\alpha$  为在  $(0, 1)$  之间的调节参数。将给定的权值归一化后得到转移概率矩阵  $\mathbf{P}$  的元素为

$$P_{ij} = \begin{cases} 1 - \alpha, & \text{when } i = j \\ \alpha w_{ij} / d_i, & \text{when } v_i \text{ and } v_j \text{ are adjacent nodes,} \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (12)$$

式中  $d_i = d(v_i) = \sum_{j=1}^n w_{ij}$ 。由(12)式可知,某一节点  $v_i$  有  $1 - \alpha$  的概率停顿在此节点处,有  $\alpha$  的概率游走至其余相邻节点。

$\mathbf{Q}$  的元素可定义为

$$Q_{ij} = \begin{cases} d_i, & \text{when } i = j \\ -\alpha w_{ij}, & \text{when } v_i \text{ and } v_j \text{ are adjacent nodes.} \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (13)$$

因此,懒惰随机游走能量模型为

$$E_{\text{LRW}}(x) = (1 - \alpha) \sum_{e_{ii} \in E} (\nabla x)^2 + \alpha \sum_{e_{ij} \in E} w_{ij} (x_i - x_j)^2, \quad (14)$$

式中  $\nabla x$  为自跳约束。懒惰随机游走能量模型是在随机游走能量模型的基础上加入了能够保留纹理信息与捕捉弱边缘的自跳约束能量项。因为  $L$  被视为一种间接干扰,所以该懒惰随机游走能量模型为同步进行去雾和去噪提供一个很好的途径,以获取  $D(x)$ 。

基于懒惰随机游走的误差损失函数  $E$  估计  $D(x)$ ,则  $E$  可表示为

$$E = \sum_{i=1}^m [I(x_i) - D(x_i)]^2 + \lambda \left[ (1 - \alpha) \sum_{i=1}^m [\nabla D(x_i)]^2 + \alpha \sum_i \sum_{j=1}^m w_{ij} [D(x_i) - D(x_j)]^2 \right], \quad (15)$$

式中  $m$  为像素块个数;  $D(x_i), D(x_j)$  与  $I(x_i)$  均

为全局中的像素;  $\lambda$  为调节正则化项在总能量中所占比重的正则系数,  $\lambda > 0$ 。(15)式等式后第 1 项为数据项, 第 2 项为正则化项。第 1 项通过迫使  $D(x_i)$  不断接近  $I(x_i)$  来确保估计值不会出现估计失真, 从而保证了  $D(x_i)$  与  $I(x_i)$  的相似程度。正则项用来描述雾霾图像中的局部信息, 当  $D$  点处于边缘或者纹理信息较不明显时进行一次自游过程, 用于恢复该处的边缘结构或纹理信息,

$\alpha \sum_i \sum_{j=1}^m w_{ij} [D(x_i) - D(x_j)]^2$  中  $\sum_i \sum_{j=1}^m w_{ij} [D(x_i) - D(x_j)]^2$  则用来描述像素点之间的差异, 从而保证该点的恢复程度。该函数将图像中的雾霾和噪声看作间接干扰项, 在能量优化中将其抑制, 满足了对含噪的有雾图像同步进行去雾和去噪的需求。

## 4 大气光的估计

为了恢复亮度适中的无雾场景, 将大气光作为另一个重要的待估计参数。Nishino 等<sup>[25]</sup>将整幅图像中最亮的像素点选出来, 将其作为大气光的估计值。He 等<sup>[7]</sup>通过定位暗通道中最亮点来对应图像中的像素点, 以估计大气光。Sulami 等<sup>[16]</sup>采用两步估计策略来估计  $A$ : 第一步是借助几何约束估计大气光的方向; 第二步是通过全局图像先验计算  $\|A\|$ 。在这些方法中, 大气光往往被视为全局常数, 实际中大气光随着雾霾浓度的变化而变化。

Fattal<sup>[6]</sup>提出一个假设: 至少存在反照率近似相等且反光不同的两块图像块。基于这个假设, 尝试在图像块中像素点所处的二维子空间中找到该空间的两个生成向量  $z_1^i$  和  $z_2^i$ , 在这个几何约束下, 构建一个最大化框架来估计  $A$ :

$$\max_A \sum_i \langle A, z_1^i \rangle^2 + \langle A, z_2^i \rangle^2 \text{ such that } \|A\|^2 = 1, \quad (16)$$

式中  $\langle A, z_1^i \rangle^2$  和  $\langle A, z_2^i \rangle^2$  分别代表搜索子空间上的生成向量。

但是, 该最优化问题所得的估计值有可能会产生偏差, 进而导致结果出现失真。这主要归因于(16)式中平方项的数学结构抗扰性差, 以至于对生成向量的准确度过于敏感。将(16)式中空间的生成向量替换为(15)式中的全局像素  $D(x_i)$  和  $D(x_j)$ , 这样的代换能够提高向量自身的准确度, 则

$$\max_A \sum_i \langle A, D(x_i) \rangle^2 + \langle A, D(x_j) \rangle^2 \text{ such that } \|A\|^2 = 1. \quad (17)$$

鉴于以上考虑, 提升  $A$  估计过程稳健性的低代

价方法就是引入一个约束, 采用 Fattal<sup>[26]</sup>对  $A$  的估计过程进行改进: 引入约束  $K(\Omega)$  进一步估计更加准确的  $A$ 。color-line 先验是在局域像素块光滑的前提下<sup>[26]</sup>, 利用 color-line 求准确的  $A$ 。 $K(\Omega)$  可表示为

$$K(\Omega) = \sigma \|A - D \langle D, A \rangle\| [(1 - \langle D, A \rangle)^2]^{-1}, \quad (18)$$

式中  $\Omega$  为定义的局部块大小;  $\sigma$  为噪声水平, 可以在已知的采集条件(感光度、光圈尺寸和曝光时间等)下调整像素, 对  $\sigma$  进行设置。

此时, 用于估计大气光的最优化框架可表示为

$$\max_A \sum_i \langle A, D(x_i) \rangle^2 + \langle A, D(x_j) \rangle^2 + \xi [K(\Omega)] \text{ such that } \|A\|^2 = 1, \quad (19)$$

式中  $\xi$  为平衡系数,  $0 < \xi < 1$ 。

## 5 实验结果与分析

### 5.1 参数选取

在对比之前, 实验环境和参数选取的具体情况如下: 所有算法均在 3.5 GHz 主频、4 GB RAM 的计算机上搭建的 Matlab R2014a 测试环境下进行仿真。在参数测试实验中, 所用到的合成图像是从 Frida 数据库中选取的, 如图 3 所示。在合成雾霾图像的基础上, 添加强度为 0.01 的高斯白噪声, 如图 4 所示。图 5 和图 6 分别描述的是不同  $\lambda$  下的处理结果, 从(15)式中不难发现,  $\lambda$  直接影响(15)式中

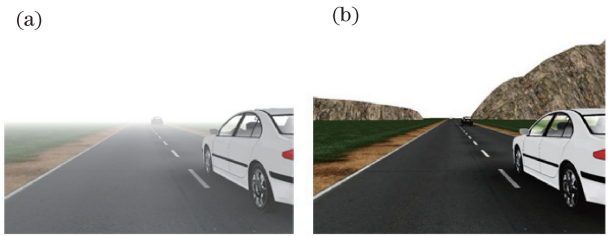


图 3 模拟库加雾图。(a)输入图像;(b)标准图像

Fig. 3 Simulate library with fog.

(a) Input image; (b) standard image

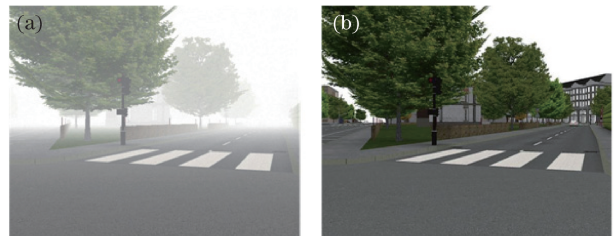


图 4 模拟库加雾加噪图。(a)输入图像;(b)标准图像

Fig. 4 Simulate library with fog and noise.

(a) Input image; (b) standard image



等式后第 2 项在最小化过程所占的比重。 $\lambda$  越大, 图像去雾去噪的程度越接近标准图像。经实验可得, 懒惰随机游走框架中  $\lambda=10$ 。

### 5.2 主观质量评价

该组实验中, 对比测试图是真实环境中的雾霾图像, 这里忽略噪声干扰。利用各算法进行去雾测试, 结果如图 7、8 所示, 图 9、10 分别是图 7、8 中相

应红框处的放大图。其中, 厂房和玩偶这两组测试图分别对应大景深雾霾图和近景雾霾图。观察图 7 和图 8 可知, 对于薄雾情况下的大景深雾霾图像和近景雾霾图像, 该算法的去雾性能与对照组的去雾结果相近, 均能很好地消除雾霾退化影响。该算法抑制了对图像的干扰项, 相较于其他算法, 能恢复出更接近真实图像的结构和细节信息。



图 5 不同  $\lambda$  下所提算法对路的处理效果图。(a)  $\lambda=1$ ; (b)  $\lambda=5$ ; (c)  $\lambda=10$

Fig. 5 Results of proposed algorithm for path with different  $\lambda$ . (a)  $\lambda=1$ ; (b)  $\lambda=5$ ; (c)  $\lambda=10$



图 6 不同  $\lambda$  下所提算法对树的处理效果图。(a)  $\lambda=1$ ; (b)  $\lambda=5$ ; (c)  $\lambda=10$

Fig. 6 Results of proposed algorithm for trees with different  $\lambda$ . (a)  $\lambda=1$ ; (b)  $\lambda=5$ ; (c)  $\lambda=10$

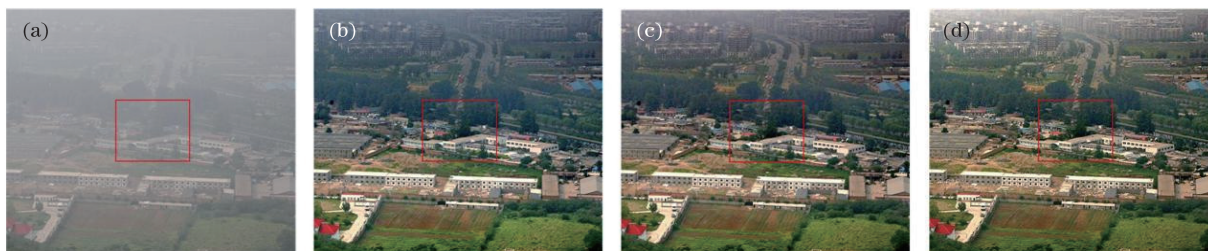


图 7 厂房。(a)输入图像;(b)文献[18]的去雾结果;(c)文献[19]的去雾结果;(d)所提算法的去雾结果

Fig. 7 Plant. (a) Input image; (b) defogging result in reference [18]; (c) defogging result in reference [19]; (d) defogging result of proposed algorithm



图 8 玩偶。(a)输入图像;(b)文献[18]的去雾结果;(c)文献[19]的去雾结果;(d)所提算法的去雾结果

Fig. 8 Doll. (a) Input image; (b) defogging result in reference [18]; (c) defogging result in reference [19]; (d) defogging result of proposed algorithm

接下来在自然雾霾图像上添加高斯白噪声的测试图像。Lan 等<sup>[18]</sup>采用先降噪后去雾的方法对图像进行处理, 结果如图 11 和图 12 所示。由于在第

一步中噪声被抑制的同时也会模糊细节, 最终会丢失重要的细节信息。Jidesh 等<sup>[19]</sup>基于图像双边滤波的思想进行先去雾后降噪处理, 但该处理方式使



图 9 厂房细节放大图。(a)输入图像;(b)文献[18]的去雾结果;(c)文献[19]的去雾结果;(d)所提算法的去雾结果

Fig. 9 Zoomed-in view of plant. (a) Input image; (b) defogging result in reference [18];

(c) defogging result in reference [19]; (d) defogging result of proposed algorithm

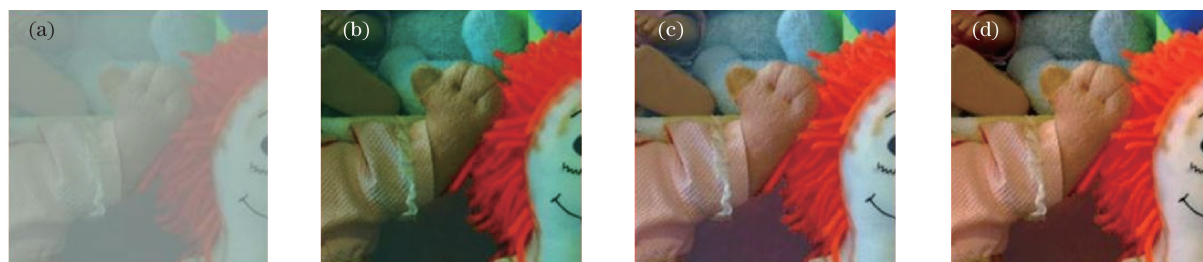


图 10 玩偶细节放大图。(a)输入图像;(b)文献[18]的去雾结果;(c)文献[19]的去雾结果;(d)所提算法的去雾结果

Fig. 10 Zoomed-in view of doll. (a) Input image; (b) defogging result in reference [18];

(c) defogging result in reference [19]; (d) defogging result of proposed algorithm



图 11 街角。(a)输入图像;(b)文献[18]的去雾结果;(c)文献[19]的去雾结果;(d)所提算法的去雾结果

Fig. 11 Corner. (a) Input image; (b) defogging result in reference [18]; (c) defogging result in reference [19];

(d) defogging result of proposed algorithm

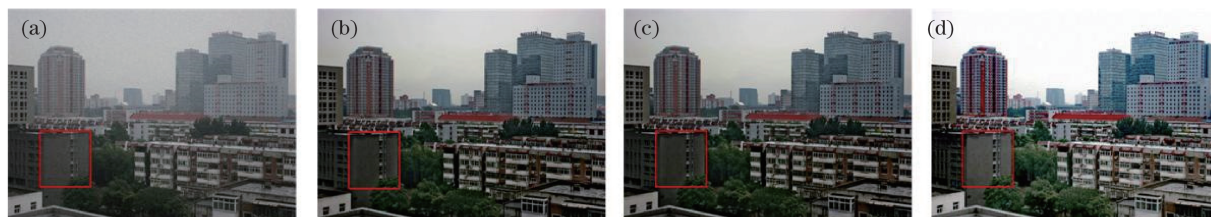


图 12 楼房。(a)输入图像;(b)文献[18]的去雾结果;(c)文献[19]的去雾结果;(d)所提算法的去雾结果

Fig. 12 Building. (a) Input image; (b) defogging result in reference [18]; (c) defogging result in reference [19];

(d) defogging result of proposed algorithm

得结果常伴有噪声水平不合理地被放大。所提算法将雾霾与噪声看作干扰项进行抑制,将直接衰减项放入懒惰随机游走构成的最优化能量框架中,实现同步处理,因此所提算法能够解决上述问题,能在去雾的同时考虑到对初始输入图像噪声以及其他干扰的抑制,能较好地保持细节信息,如图 13 和图 14 所示。

对自然雾霾含噪图像进行处理,结果如图 15 和

图 16 所示。图 17、18 分别是图 15、16 中相应红框处的放大图。受采集设备本身的影响或者雾霾很浓时,这类雾霾图像易出现噪声且噪声种类不固定。Lan 等<sup>[18-19]</sup>均采用滤波和暗通道的方法分步去除噪声和雾霾。在这种情况下,要求暗通道先验方法能够进行准确无误的估计,分步去噪和去雾时会导致细节模糊或者噪声被放大。这里将间接衰减项视为干扰项,此类干扰包括雾霾、噪声等图像采集过程中



产生的干扰。借助大气散射模型抑制衰减项,利用懒惰随机游走模型求取直接衰减项并且准确估计大

气光,避免了先验自身产生的缺陷,故该算法恢复出的图像能有效避免失真,更接近真实图像。

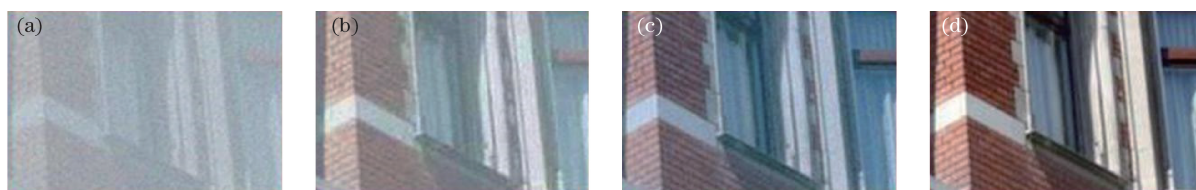


图 13 街角细节放大图。(a)输入图像;(b)文献[18]的去雾结果;(c)文献[19]的去雾结果;(d)所提算法的去雾结果  
Fig. 13 Zoomed-in view of corner. (a) Input image; (b) defogging result in reference [18];  
(c) defogging result in reference [19]; (d) defogging result of proposed algorithm

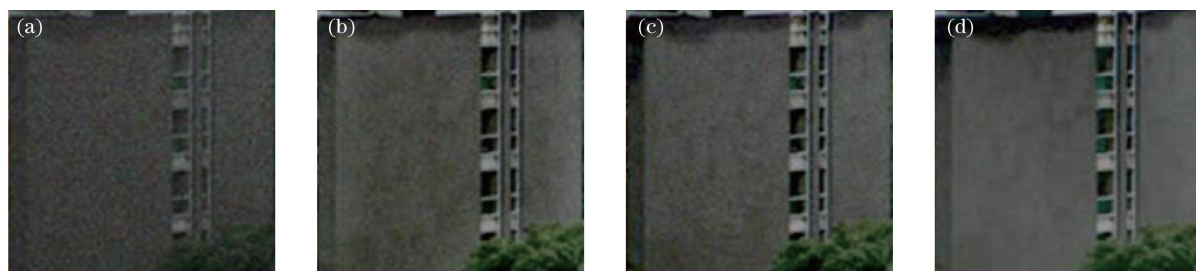


图 14 楼房细节放大图。(a)输入图像;(b)文献[18]的去雾结果;(c)文献[19]的去雾结果;(d)所提算法去雾结果  
Fig. 14 Zoomed-in view of building. (a) Input image; (b) defogging result in reference [18];  
(c) defogging result in reference [19]; (d) defogging result of proposed algorithm



图 15 小路。(a)输入图像;(b)文献[18]的去雾结果;(c)文献[19]的去雾结果;(d)所提算法的去雾结果  
Fig. 15 Path. (a) Input image; (b) defogging result in reference [18]; (c) defogging result in reference [19];  
(d) defogging result of proposed algorithm

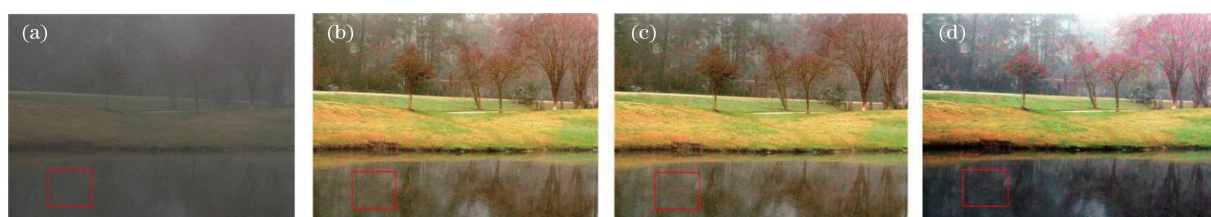


图 16 河岸。(a)输入图像;(b)文献[18]的去雾结果;(c)文献[19]的去雾结果;(d)所提算法的去雾结果  
Fig. 16 River bank. (a) Input image; (b) defogging result in reference [18]; (c) defogging result in reference [19];  
(d) defogging result of proposed algorithm

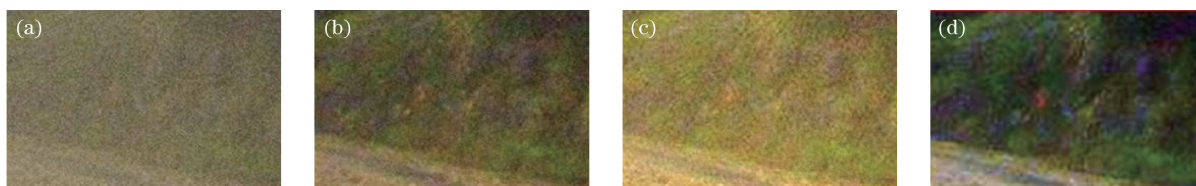


图 17 小路细节放大图。(a)输入图像;(b)文献[18]的去雾结果;(c)文献[19]的去雾结果;(d)所提算法的去雾结果  
Fig. 17 Zoomed-in view of path. (a) Input image; (b) defogging result in reference [18];  
(c) defogging result in reference [19]; (d) defogging result of proposed algorithm

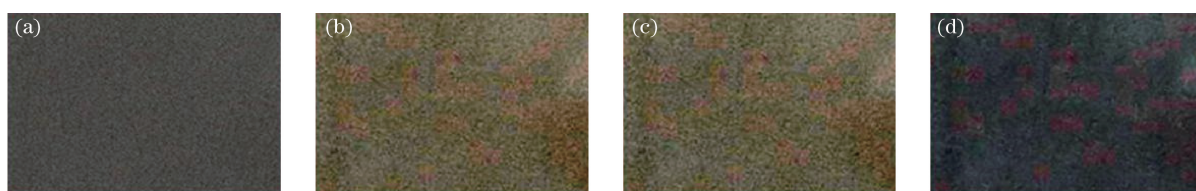


图 18 河岸细节放大图。(a)输入图像;(b)文献[18]的去雾结果;(c)文献[19]的去雾结果;(d)所提算法的去雾结果

Fig. 18 Zoomed-in view of river bank. (a) Input image; (b) defogging result in reference [18]; (c) defogging result in reference [19]; (d) defogging result of proposed algorithm

从上述主观评价中可知,所提算法具有较强的普适性,该算法对自然无噪声、人工添加低噪声以及自然噪声的雾霾图像均能取得良好的处理效果。

### 5.3 客观质量评价

如图 19 所示,引入两种图像质量客观评价指标,即有效细节强度(VDI<sup>[27]</sup>)和部分参考型的峰值信

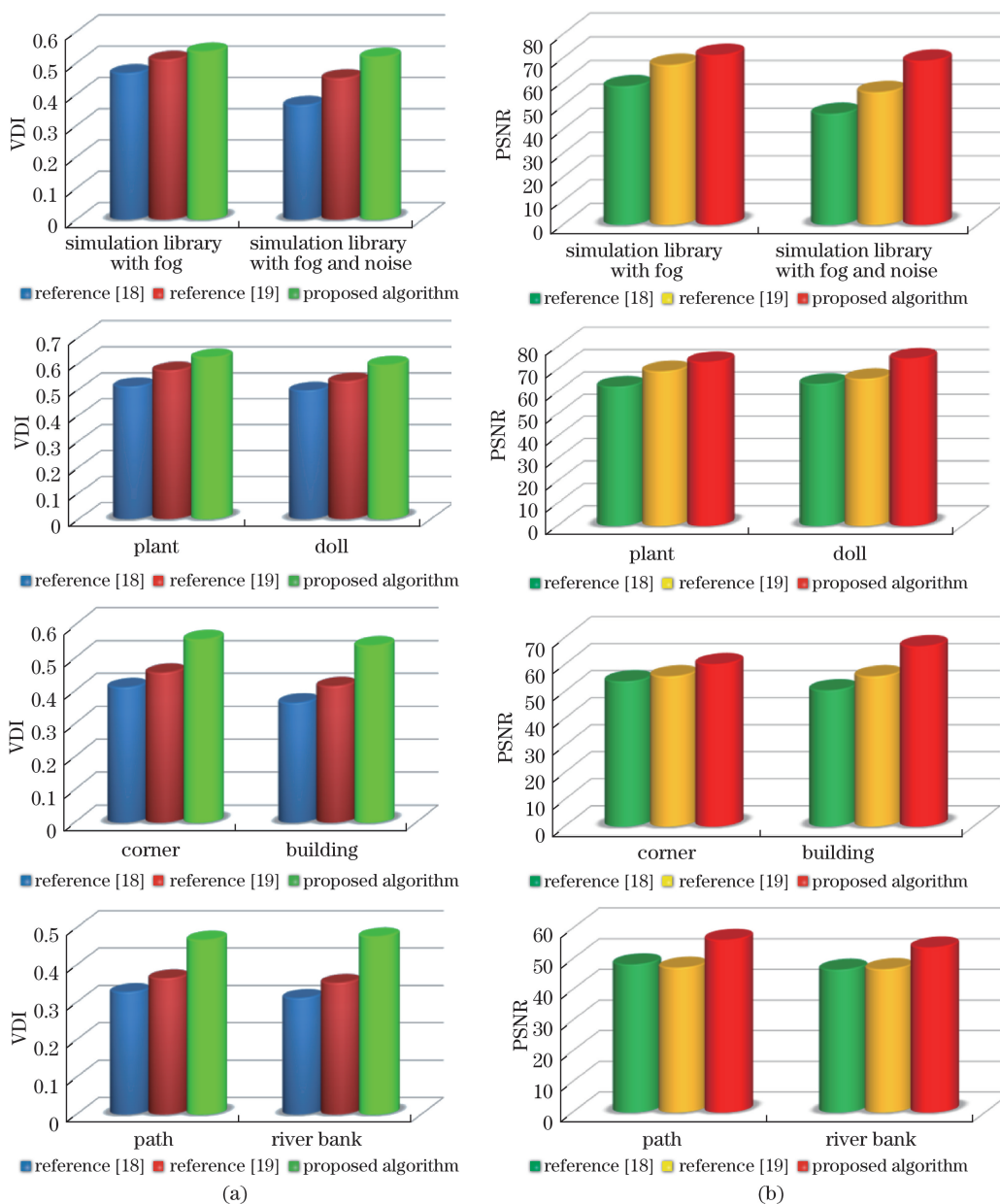


图 19 文献[18]、[19]和所提算法的图像去雾后的结果质量评价。(a) VDI; (b) PSNR

Fig. 19 Quality evaluation of defogging results obtained in references [18] and [19], and results of proposed algorithm. (a) VDI; (b) PSNR



噪比(PSNR)<sup>[28]</sup>,进一步验证主观结论。总细节强度减去光晕强度便是处理后图像的 VDI。VDI 在总细节强度中所占的比重越大,图像的细节表现能力则越强。PSNR 用于评估处理后图像的降噪水平,PSNR 取值越大,噪声抑制越彻底。

从以上数据结果分析可知,仅考虑雾霾图像时,所提算法的去雾效果与对比组算法基本一致,略有优势;对含噪雾霾图像进行处理时,尤其是对包含自然环境中未知噪声的雾霾图像进行处理时,所提算法明显优于其他两种分步式图像去雾降噪算法。

## 6 结 论

在自然环境中采集的图像易受到雾霾和噪声的干扰,因此图像清晰化过程需同时考虑去雾和去噪。从大气散射模型本身出发,将模型分解成直接衰减项和间接衰减项。将雾霾、噪声以及其他干扰对图像的影响看作间接衰减项,提出了一种复原含噪雾霾图像的新算法。摒弃分步去雾和降噪思想,建立懒惰随机游走的误差损失函数以抑制间接衰减项,同时利用几何约束的最优化模型将 color-line 算法看作附加约束进一步准确估计大气光,实现去雾降噪同步处理,从而提高了含噪雾霾图像的复原质量。实验结果表明,所提算法优于现有分步去雾和去噪算法,但获取的图像存在一定的色彩失真现象,这将是下一步的研究重点。

### 参 考 文 献

- [1] Wen H B, Bi D Y, Ma S P, *et al.* Variational Retinex algorithm for infrared image enhancement with staircase effect suppression and detail enhancement[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(9): 0911005.  
温海滨, 毕笃彦, 马时平, 等. 消除阶梯效应与增强细节的变分 Retinex 红外图像增强算法[J]. *光学学报*, 2016, 36(9): 0911005.
- [2] Dai S B, Xu W, Pu Y J, *et al.* Remote sensing image defogging based on dark channel prior[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(3): 0328002.  
代书博, 徐伟, 朴永杰, 等. 基于暗原色先验的遥感图像去雾方法[J]. *光学学报*, 2017, 37(3): 0328002.
- [3] Wong C Y, Liu S L, Liu S C, *et al.* Image contrast enhancement using histogram equalization with maximum intensity coverage[J]. *Journal of Modern Optics*, 2016, 63(16): 1618-1629.
- [4] Wang Y F, Wang H Y, Yin C L, *et al.* Biologically inspired image enhancement based on Retinex[J]. *Neurocomputing*, 2016, 177(3): 373-384.
- [5] Tan R T. Visibility in bad weather from a single image[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2008: 10139948.
- [6] Fattal R. Single image dehazing[J]. *ACM Transactions on Graphics, International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, 2008, 27(3): 1-9.
- [7] He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark channel prior[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [8] Zhang T M, Chen Y G. Single image dehazing based on improved dark channel prior[C]. *International Conference on Swarm Intelligence*, 2015: 205-212.
- [9] Alharbi E M, Ge P, Wang H. A research on single image dehazing algorithms based on dark channel prior[J]. *Journal of Computer and Communications*, 2016, 4(2): 47-55.
- [10] Zhao J D, Han M M, Li C C, *et al.* Visibility video detection with dark channel prior on highway[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016: 1-21.
- [11] Horng S J, Liu P J, Lin J S. Improving the contrast enhancement of oceanic images using modified dark channel prior[C]. *International Symposium on Computer, Consumer and Control*, 2016: 801-804.
- [12] Zhang X, Wu R Y. Fast depth image denoising and enhancement using a deep convolutional network[C]. *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2016: 2499-2503.
- [13] Yuan G Z, Ghanem B. L0TV: A new method for image restoration in the presence of impulse noise[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2015: 5369-5377.
- [14] Wen H J, Wen J. Image denoising and restoration using pulse coupled neural networks[C]. *International Congress on Image and Signal Processing*, 2013: 282-287.
- [15] Fang S, Wang F, Zhan J Q, *et al.* Simultaneous dehazing and denoising of single hazing image[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2012, 25(1): 136-142.  
方帅, 王峰, 占吉清, 等. 单幅雾天图像的同步去噪与复原[J]. *模式识别与人工智能*, 2012, 25(1): 136-142.
- [16] Sulami M, Glatzer I, Fattal R, *et al.* Automatic recovery of the atmospheric light in hazy images[C]. *IEEE International Conference on Computational Photography*, 2014: 1-11.
- [17] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, *et al.* Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(8): 2080-2095.
- [18] Lan X, Zhang L P, Shen H F, *et al.* Single image

- haze removal considering Sensor blur and noise[J]. Eurasip Journal on Advances in Signal Processing, 2013, 2013(1): 86-99.
- [19] Jidesh P, Bini A A. An image dehazing model considering multiplicative noise and sensor blur[J]. Journal of Computational Engineering, 2014: 1-9.
- [20] Narasimhan S G, Nayar S K. Vision and the atmosphere[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 48(3): 233-254.
- [21] Koschmieder H. Theorie der horizontalen sichtweite[J]. Beitragezur Physik der Freien Atmosphere, 1924, 12: 33-53, 171-181.
- [22] Portilla J, Strela V, Wainwright M J, *et al.* Image denoising using scale mixtures of Gaussians in the wavelet domain[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(11): 1338-1351.
- [23] Grady L. Random walks for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(11): 1768-1783.
- [24] Shen J B, Du Y F, Wang W G, *et al.* Lazy random walks for superpixel segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(4): 1451-1462.
- [25] Nishino K, Kratz L, Lombardi S. Bayesian defogging[J]. International Journal of Computer Vision, 2012, 98(3): 263-278.
- [26] Fattal R. Dehazing using color-lines[J]. ACM Transactions on Graphics, 2014, 34(1): 1-14.
- [27] Liu H B, Tang Q F, Yang J. Research of objective assessment method for defogged image quality[J]. Chinese Journal of Quantum Electronics, 2016, 33(1): 20-28.  
刘海波, 汤群芳, 杨杰. 去雾图像质量客观评价方法研究[J]. 量子电子学报, 2016, 33(1): 20-28.
- [28] Yalman Y, Ertürk I. A new color image quality measure based on YUV transformation and PSNR for human vision system[J]. Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 2013, 21(2): 603-612.