

图像去雾的最新研究进展

吴迪^{1,2} 朱青松¹

摘要 随着计算机视觉系统的发展及其在军事、交通以及安全监控等领域的发展, 图像去雾已成为计算机视觉的重要研究方向. 在雾、霾之类的恶劣天气下采集的图像会由于大气散射的作用而被严重降质, 使图像颜色偏灰白色, 对比度降低, 物体特征难以辨认, 不仅使视觉效果变差, 图像观赏性降低, 还会影响图像后期的处理, 更会影响各类依赖于光学成像仪器的系统工作, 如卫星遥感系统、航拍系统、室外监控和目标识别系统等. 因此, 需要图像去雾技术来增强或修复, 以改善视觉效果和方便后期处理. 本文归纳总结了两大类图像去雾方法: 基于图像增强和基于物理模型的方法, 深入探讨了其中的典型算法和研究成果, 并对这些算法的测试结果进行了定性和定量的分析比较, 最后总结了图像去雾技术目前的研究状况和未来的发展方向.

关键词 图像去雾, 图像增强, 大气散射模型, 图像处理

引用格式 吴迪, 朱青松. 图像去雾的最新研究进展. 自动化学报, 2015, 41(2): 221–239

DOI 10.16383/j.aas.2015.c131137

The Latest Research Progress of Image Dehazing

WU Di^{1,2} ZHU Qing-Song¹

Abstract With the development of computer vision system and the increasing demand in military, transportation and surveillance applications, image dehazing has been an important researching direction in computer vision. Images acquired in bad weather, such as haze and fog, are seriously degraded by the scattering of the atmosphere, which makes the image color gray, reduces the contrast and makes the object features difficult to identify. The bad weather not only leads to the variation of the visual effect of the image, but also cause the disadvantage of the post processing to the image, as well as inconvenience of all kinds of instruments which rely on optical imaging, such as satellite remote sensing system, aerial photo system, outdoor monitoring system and object identification system. That is the reason why the image need enhancement and restoration for the improvement of the visual effects and convenience of post processing. This paper sums up two kinds of image dehazing methods, which are the methods based on image enhancement and based on the physics model. After that, some algorithms and research results are presented, followed by quantitative and qualitative evaluations of these techniques. Finally, the research progress is summarized and future research directions are suggested.

Key words Image dehazing, image enhancement, atmospheric scattering model, image processing

Citation Wu Di, Zhu Qing-Song. The latest research progress of image dehazing. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(2): 221–239

在气象条件不佳的情况下, 室外拍摄的数字图像会受到空气中的悬浮粒子(如雾、霾等)的影响被降质, 这是由于悬浮粒子会对光线产生散射, 使景物反射的光线发生衰减, 同时散射环境光混合到观察者接收的光线中, 使成像后图像的对比度、颜色等特

征发生改变. 如图 1 所示, 图 1(a) 和图 1(b) 分别展示了有雾图像和清晰图像的色彩值分布图和三色直方图. 可以看出, 有雾图像的色彩值分布相对集中于中间, 像素 RGB 三色的灰度值动态分布范围较窄, 直方图也相对较集中. 清晰图像的色彩值分布较广, 色彩明显增强, 直方图分布也比较均匀. 对于被雾天气所降质的图像, 为了美化图像的视觉效果以及突出图像特征以便计算机视觉系统处理, 需要对图像进行去雾处理. 图像去雾就是指用特定的方法和手段, 使空气中悬浮微粒对图像的不良影响降低甚至消除.

随着计算机视觉应用的日益广泛和计算机技术的发展与成熟, 图像去雾技术逐渐受到了全世界研究人员的关注.

目前的雾天图像清晰化处理方法有很多, 主要可以分为两大类: 第一类是基于图像增强的方法, 这类方法是对被降质的图像进行增强, 改善图像的质

收稿日期 2013-12-16 录用日期 2014-06-10

Manuscript received December 16, 2013; accepted June 10, 2014

国家重点基础研究发展计划(973 计划)(2010CB732606), 国家自然科学基金(61303166)资助

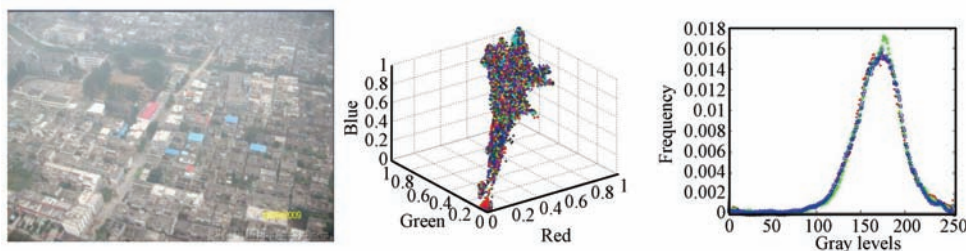
Supported by National Basic Research Program of China (973 Program) (2010CB732606), and National Natural Science Foundation of China (61303166)

本文责任编辑 黄庆明

Recommended by Associate Editor HUANG Qing-Ming

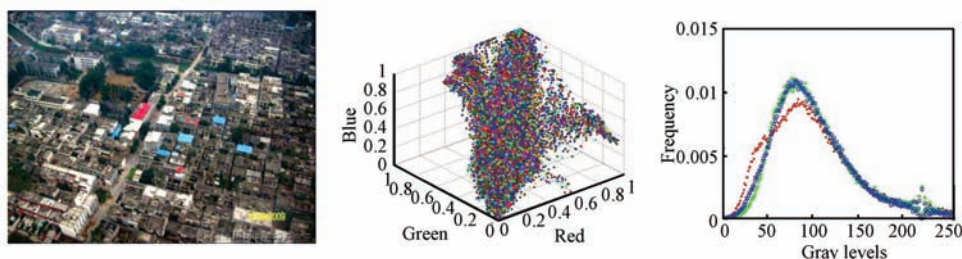
1. 中国科学院深圳先进技术研究院医疗机器人与微创手术器械研究中心 深圳 518055 2. 上海交通大学软件学院 上海 200240

1. Research Center for Medical Robotics and Minimally Invasive Surgical Devices, Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055 2. School of Software, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240



(a) 雾天降质图像及其色彩值分布图和彩色直方图

(a) The degraded image with its color distribution graph and color histogram



(b) 清晰图像及其色彩值分布图和彩色直方图

(b) The clear image with its color distribution graph and color histogram

图1 雾天降质图像与清晰图像的色彩值分布图和彩色直方图对比

Fig. 1 Comparison between the degraded image and the clear image using the color distribution graph and the color histogram

量. 这种方法优势在于可以应用已有的成熟图像处理算法^[1], 可以对常用的图像增强算法进行针对性的运用和改良, 增强图像的对比度, 突出图像中景物的特征和有价值信息. 但是, 这种方法可能会造成图像部分信息的损失, 使图像失真. 第二类是基于物理模型的方法, 这种方法通过研究大气悬浮颗粒对光的散射作用, 建立大气散射模型^[2-6], 了解图像退化的物理机理, 并反演复原出未降质前的图像. 这是一类专门针对雾天图像的图像复原的方法, 复原出来的图像效果真实, 贴近降质前景物原景, 对复杂场景的图像处理效果较好, 图像信息得到较完整的保存.

1 常用于雾天图像清晰化处理的图像增强方法

1.1 常用的图像对比度增强方法用于雾天图像增强

对于雾天图像的清晰化处理, 在前期的研究工作中, 研究人员并没有针对雾天图像研发相应的图像增强或复原的方法, 而是应用常用的图像增强方法来增强图像的对比度和突出景物的特征, 包括直方图均衡、对数变换、幂律变换、锐化、小波变换等等^[1]. 这些都是图像处理中常用来提高对比度或者突出图像特征的方法. 严格地说, 这一类方法并不研究雾气对图像影响的原理, 并非把图像中雾气的影响去除, 而是应用图像增强方法, 对图像作清晰化处

理.

直方图均衡化是一种常用的增强对比度的方法, 雾天图像对比度低, 具有较窄的集中式单峰直方图, 因此, 可以用直方图均衡化使其成为直方图分布均衡的形式, 动态范围扩大, 从而增强对比度. 然而, 当图像中雾的浓度不均匀且深度信息未知时, 全局的图像增强算法的处理效果并不理想, 这是由于全局变换没有必要保证期望的局部增强^[1], Kim 等^[7] 和 Stark^[8] 提出了局部直方图均衡. 其基本思想是定义图像的一个子块, 子块确定后子块的直方图也就确定了, 对这个子块进行直方图均衡, 子块中心的灰度在处理后的图像中就变更为此次直方图均衡之后的灰度, 然后子块中心平移到相邻点上, 重复上述操作直到遍历完整幅图像为止. 这个方法只根据每个像素的邻域对像素进行处理, 有利于突出图像特征. 但是算法复杂度较高, 运算量巨大. 为了改善局部直方图均衡的效率, 减少运算次数, 应该减少子块重叠的程度, 但是完全的子块不重叠会使各个子块之间的直方图均衡函数相差很大, 造成非常严重的块效应, 因而很少采用. Kim 等^[9] 又提出了子块部分重叠局部直方图均衡 (Partially overlapped sub-block histogram, POSHE) 算法, 该算法中, 子块移动的步长不都是 1, 而是根据子块大小确定, 每次直方图均衡的结果也不仅仅应用于子块中心点, 而是应用于整个子块, 最终处理后图像像素灰度值由与该像素相关的各次直方图均衡结果取平均所得. 该算法

在处理质量和运算效率之间取折中, 运算效率比子块重叠的算法大幅度提高, 块效应也并没有像子块不重叠算法那么明显, 可以通过块效应消除滤波克服^[10].

在雾天条件下, 图像中的低频分量得到增强, 因此可以用滤波的方法, 适用高通滤波器对图像进行滤波, 达到抑制低频、增强高频的目的. 目前对这类方法研究较多的是同态滤波去雾^[11]. 同态滤波被广泛应用于图像增强领域, 其基本原理是以照明-反射模型 (1)^[1] 为基础

$$f(x, y) = i(x, y)r(x, y) \quad (1)$$

把照射分量 $i(x, y)$ 和反射分量 $r(x, y)$ 由乘性通过取对数的方式变换成加性, 再进行滤波处理.

小波变换图像增强的基本思想与上述的同态滤波有相似之处, 对原有雾图像进行小波变换, 得到图像不同的频率特征, 可以对非低频的子块进行增强处理, 可以增强图像的细节信息, 达到清晰化图像的目的. Russo^[12] 对降质图像进行了多个尺度上的均衡化, 取得了较好的细节锐化效果. Dippel 等^[13] 对比了拉普拉斯金字塔和小波变换两种多分辨率分析方法, 认为小波变换能有效地抑制噪声. 小波分析优势在于局部分析细化, 在空域和频域都具有良好的局部特性, 有利于分析和突出图像的细节, 增强对比度.

1.2 色彩恒常性以及视网膜皮层 (Retinex) 理论图像增强

视网膜皮层理论 (Retinex) 的英文全称是 Retina-cortex theory, 由 Land 基于色彩恒常性提出^[14-15]. 色彩恒常是一种人类视觉系统的功能, 其含义是对于人类视觉系统来说, 人眼对物体色彩的感知与物体表面的光反射特性有关, 而与实际到达人眼的光谱关系不大, 使人眼能够获得对物体色彩稳定的视觉而不受环境光的光谱成分变化所影响. 也就是说, 当照射物体表面的光的颜色在某一个范围内发生变化时, 人们对物体的色彩感知仍然保持不变.

起初, 色彩恒常性是一个生理学和心理学研究领域, 研究人员主要从人的视觉神经、记忆过程等方面来研究和解释色彩恒常性, 但随着计算机技术的发展, 在 20 世纪 70 年代, 研究人员提出了通过计算理论解释色彩恒常的方法, 认为人类视觉系统能够自动去除环境中不确定因素的影响, 保留反映物体本质特征的信息. 基于这一基础, 发展出 Retinex 理论, 其具有非常广泛的影响和应用.

Land 的 Retinex 理论用照明-反射模型来具体表述色彩恒常性理论. 该理论认为在照明-反射

模型 (1) 中, 人类视觉感觉到的颜色主要取决于反射分量 $r(x, y)$, 而不是投射到人眼的光 $f(x, y)$. 这是因为入射分量 $i(x, y)$ 所引起的颜色变化平缓, 而反射分量 $r(x, y)$ 所引发的变化则会产生突变. 因此, 基于这个理论, 可以找到方法把反射分量从光照总量 $f(x, y)$ 中分离, 然后降低入射分量对图像的影像, 从而达到增强图像的目的.

雾霾天气下, 大气散射粒子对图像的影响可以近似等效为照明-反射模型 (1) 中照射分量 $i(x)$ 的变化, 而景物的原貌则是反射分量 $r(x)$. 因此, Retinex 图像增强算法可用于把有雾图像中的照射分量 $i(x)$ 和反射分量 $r(x)$ 分离, 消除以雾气为主的照射分量对图像的影响, 复原景物的原貌.

在应用 Retinex 进行图像增强时, 需要计算照度分量, 这在数学上是一个欠定问题, 只能通过近似估计, 因此, 在 Retinex 理论发展的过程中, 先后出现了基于路径的 Retinex 算法^[16-17] 和迭代形式的 Retinex 算法^[18]. 这些算法都存在参数调整困难且算法复杂度较高的问题. 而目前研究人员采用较多的 Retinex 算法还有单尺度 Retinex (Single scale Retinex, SSR) 和多尺度 Retinex (Multiple scale Retinex, MSR) 算法. 这种算法的基本思想是照度分量变化缓慢, 在频域中属于低频, 而物体表面形状和反射率差异较大, 使反射分量表现为高频部分, 因此可以用低通滤波分离出照射分量. Jobson 等^[19] 在 Land^[20] 提出的中心/环绕 Retinex 的基础上, 确定了高斯函数, 提出了单尺度 Retinex. 其方法是: 根据照射-反射模型和照度分量表现为低频的假设, 得出:

$$\begin{cases} I(x, y) = L(x, y) \cdot R(x, y) \\ L(x, y) = I(x, y) * G(x, y) \end{cases} \quad (2)$$

式中, $I(x, y)$ 为源图像, $L(x, y)$ 为照射分量, $R(x, y)$ 为反射分量, 而

$$G(x, y) = K e^{-\frac{x^2+y^2}{c^2}} \quad (3)$$

其中, c 为滤波半径, K 为常数, 由归一化条件 $\iint G(x, y) dx dy = 1$ 来确定. 根据式 (2) 可以得出:

$$R(x, y) = \exp (\ln [I(x, y)] - \ln [I(x, y) * G(x, y)]) \quad (4)$$

在此之后, 为了解决 SSR 中确定的尺度无法同时做到保留细节和得到较好的颜色保真度的问题, Rahman 等又把此算法扩展到多尺度^[21], 提出了 MSR 算法. 此算法计算多幅不同尺度 SSR 结果的加权均

值, 即把式 (4) 改为

$$R(x, y) = \exp\left(\sum_{n=1}^N \omega_n \{\ln[I(x, y)] - \ln[I(x, y) * G(x, y)]\}\right) \quad (5)$$

其中, N 为尺度总数, ω_n 为第 n 个尺度的结果的权重, 满足归一化条件 $\sum_{n=1}^N \omega_n = 1$. 芮义斌等^[22] 针对薄雾图像中运用 MSR 进行图像增强进行了论述, 并使用正态截取拉伸对处理后图像色彩进行校正. MSR 处理后色彩有失真, 主要是处理后图像去饱和, 色彩偏灰色调. 为此, Rahman 等^[23] 和 Jobson 等^[24-25] 又提出了色彩恢复多尺度 Retinex (Multiple scale Retinex color restore, MSRCR) 算法, 引入颜色恢复因子来补偿损失的色彩, 算法表达式为:

$$R_{\text{MSRCR}}(x, y) = \exp(\alpha_i(x, y) \log(R_{\text{MSR}}(x, y))) \quad (6)$$

其中, $R_{\text{MSR}}(x, y)$ 为 MSR 算法的结果, $\alpha_i(x, y)$ 为色彩恢复因子, 其表达式为:

$$\alpha_i(x, y) = \log\left(\beta \frac{I_i(x, y)}{\sum_{n=1}^N I_n(x, y)}\right) \quad (7)$$

其中, N 为通道数目, $I_i(x, y)$ 为原始图像在 i 颜色通道的分布, N 是颜色通道的总数, β 为调整参数, 一般可取值 125. Rahman 等^[26] 和 Joshi 等^[27] 把 MSRCR 算法与其他常用的图像增强算法的性能进行了比较, Rahman 主要从原理和主观评价两方面作对比, Joshi 则主要是使用了多种客观评测数据来测试 MSR 算法的性能, 这两篇文献的检测结果显示: 与其他常用的图像增强算法相比, 基于 Retinex 的图像增强算法处理的图像, 局部对比度相对较高, 色彩失真也比较小.

2 基于物理模型的图像去雾算法

2.1 大气散射模型—雾天图像降质的物理原理

图像去雾的另外一类方法是基于大气散射模型, 虽然在 Nayer 和 Narasimhan 的论文^[2-5] 发表之前, 研究人员已经开始对大气粒子对光线的散射进行研究并将之运用到雾天成像当中^[28-29], 和去雾处理当中, 但 Nayer 和 Narasimhan 对大气散射模型有比较详细的描述及推导, 并被后来的研究人员广泛参考引用, 因此本文对雾天图像降质的物理原理的描述也主要参考 Nayer 和 Narasimhan 的文献. 通过研究雾天对景物反射光线的散射与环境光对图

像对比度的影响, 反演出景物原本的图像. Nayer 和 Narasimhan 把大气对景物反射的光线的影响分为大气对景物光线的衰减和环境光叠加两部分, 分别进行模型的推导, 本节以下将对这两篇文献的大气散射模型的推导过程作摘要简述.

衰减部分是指景物反射的光线经过大气粒子散射之后, 最终到达观察者的部分. 如图 2, 当入射光入射到散射介质中, 在 x 位置每传播一段距离 dx , 强度变化量为

$$dE(x, \lambda) = -\beta(\lambda)E(x, \lambda)dx \quad (8)$$

其中, $\beta(\lambda)$ 为散射系数, 衡量介质对不同波长的光的散射能力. 式 (8) 经过变形以及在 $x = 0$ 和 $x = d$ 区间内积分可得 $E(d, \lambda) = E(0, \lambda)\exp(-\beta(\lambda)d)$. 在大气散射模型中, 光源是景物表面反射的空气光, 若把景物上的每个点视为一个点光源, 且不考虑观察者光学传感器的影响, 散射衰减的结果可表示为

$$E(d, \lambda) = \frac{L_h(\infty, \lambda)\rho\exp(-\beta(\lambda)d)}{d^2} \quad (9)$$

其中, $L_h(\infty, \lambda)$ 是深度为无穷远的天空光, ρ 是表征物体特征的值, 主要是表征物体表面反射光的能力.

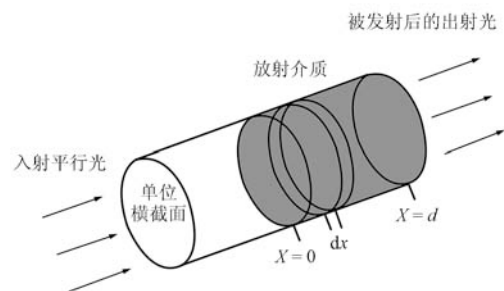


图 2 有雾空气对光的散射衰减模型^[3]

Fig. 2 Attenuation of a collimated beam of light by suspended particles^[3]

大气光部分是指大气粒子散射的光线被观察者接收, 等效于大气是一个半透明光源. 如图 3, 体积微元 $dV = d\omega \cdot x^2 \cdot dx$ 散射自然光使该微元内的介质被视为一个光源, 其发光强度为

$$dI(x, \lambda) = dV \cdot k \cdot \beta(\lambda) = d\omega \cdot x^2 dx \cdot k \cdot \beta(\lambda) \quad (10)$$

其中, k 为表征外部光源特征的常数. 这个光源发出的光也会受到介质的散射衰减, 由式 (10) 可得散射衰减后的光强为

$$dE(x, \lambda) = \frac{dI(x, \lambda)\exp(-\beta(\lambda)x)}{x^2} \quad (11)$$

联立式 (10) 和式 (11), 又由 $dL(x, \lambda) = (dE(x, \lambda))/d\omega$ 可得 $dL(x, \lambda) = k\beta(\lambda)\exp(-\beta(\lambda)x)$, 在大气散射模型中, 外部光源就是深度为无穷的天空光, 因此, $L_h(\infty, \lambda) = k$, 然后在区间 $x = 0$ 和 $x = d$ 之间积分可得:

$$L(d, \lambda) = L_h(\infty, \lambda)(1 - \exp(-\beta(\lambda)d)) \quad (12)$$

其中, 散射系数 β 是波长 λ 的函数^[30-31], 具体来说, β 和 λ 的关系为^[4, 32]

$$\beta(\lambda) \propto \frac{1}{\lambda^\gamma} \quad (13)$$

其中, $0 \leq \gamma \leq 4$, 取决于散射粒子的大小. 在灰白色雾气天气中, 散射粒子大小与光波长相若, $\gamma \approx 0$, 散射系数可以看作与波长无关.

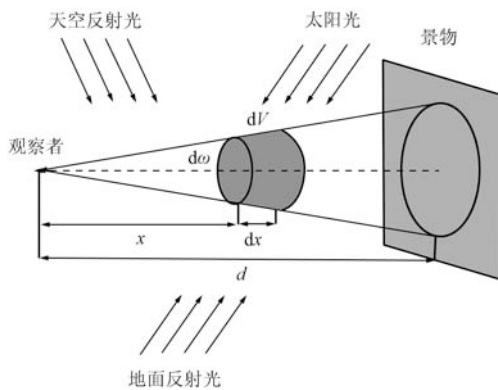


图3 有雾空气反射的环境光被观察者接收 (对于观察者, 有雾空气就像一个半透明光源^[3])

Fig. 3 The atmosphere scatters environmental illumination in the direction of the observer (It acts like a source of light^[3].)

综上所述, 并将大气散射模型扩展到 RGB 空间中:

$$E(d) = \frac{L_h(\infty, \lambda) \rho \exp(-\beta d)}{d^2} \tilde{\mathbf{D}} + L_h(\infty, \lambda)(1 - \exp(-\beta d)) \tilde{\mathbf{A}} \quad (14)$$

其中, $\tilde{\mathbf{D}}$ 和 $\tilde{\mathbf{A}}$ 分别是去雾图像中景物像素点和大气光颜色在 RGB 空间中的单位方向向量, 因此在数字图像中, 图像的退化模型在 RGB 空间被表述为

$$\begin{aligned} \mathbf{I}(x) &= \frac{L_\infty \rho(x)}{d^2} \exp(-\beta d(x)) + \\ &L_\infty(1 - \exp(-\beta d(x))) = \\ &\mathbf{J}(x)t(x) + (1 - t(x))\mathbf{A} \end{aligned} \quad (15)$$

其中, $\mathbf{I}(x)$ 是观察者接收的有雾图像在 x 处的亮度, $\mathbf{J}(x)$ 是无雾天气中观察者应该接收到的图像, 透射

系数 $t(x) = \exp(-\beta d(x))$, 反映有雾空气透射光线的能力.

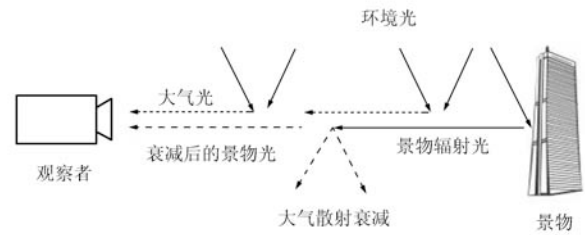


图4 大气散射模型示意图

Fig. 4 The general view of the atmospheric scattering model

利用大气散射模型将有雾图像恢复到无雾图像的方法, 总体上可以分为三类: 第1类是基于深度信息的方法; 第2类是基于大气光偏振特性的去雾算法; 第3类是基于先验知识的方法.

2.2 基于景物深度信息的方法

这一类方法使用某种手段得到图像中的深度信息, 进而求解出图像退化模型的参数, 把参数代入模型中, 反演估计出无雾的图像.

估计深度信息的方法有几种, Oakley 等^[28] 针对飞机上传感器拍摄的灰度图像, 利用雷达和飞机飞行参数来估计场景深度和地形模型, Tan 等^[29] 结合对比度降质和波长关系, 把这个方法扩展到彩色图像. Hautière 等^[33] 则针对车载光学传感系统, 利用三维地理模型进行去雾. 而 Kopf 等^[34] 则根据场景已知的 3D 纹理, 得到深度信息. 这些方法能有效地得到深度信息, 复原图像效果不错, 但是针对性强, 主要针对航拍图像, 若要应用到其他图像则需要雷达、其他距离传感器或已有数据库, 对硬件要求高, 严重地限制了这一类算法的应用领域.

Narasimhan 等^[35] 需要用户交互输入图像中的天空区域或者受到天气严重影响的区域, 人为指定最大景深和最小景深区域, 得到粗糙的深度信息. 孙玉宝等^[36] 针对灰度图像, 把大气散射模型式 (15) 简化为单色的模型, 提出了一种与用户简单交互, 获得粗糙深度信息之后, 通过求解偏微分方程实现去雾的方法. 孙玉宝等假定场景深度变化平缓, 对大气散射模型式 (15) 取梯度并变形, 建立户外图像去雾的能量最优化模型, 推导出偏微分方程, 然后, 通过一个简单的用户交互操作获取天空区域以及场景深度最大和最小的区域, 进而通过插值求得每个像素点的深度信息, 从而解出去雾图像 J . 这类需要与用户交互的去雾方法对视觉效果和对比度都有明显的增强, 但是缺点也很明显, 即需要一定程度的用户交互操作, 无法做到自动和实时处理.

Narasimhan 和 Nayar^[2-4, 37] 则利用同一场景的两幅或多幅不同天气下的图像, 也就是大气中散射粒子浓度不一样的情况下拍摄的图片, 从中获取场景深度信息和大气散射系数, 甚至构建出场景的 3D 结构模型, 然后利用图像退化模型复原出无雾图像. 其中, 文献 [2] 着重分析雾天中大气对成像影响, 推导二色的大气散射模型, 并构造出图像中雾气浓度和景物深度的结构, 由文献 [37] 将其扩展到彩色图像. 文献 [3] 则进一步详述了通过两幅同一场景不同天气的图像, 构建场景深度信息的方法. 而文献 [4] 则着重探究如何通过图像的结构, 增强图像的对比度, 突出景物特征, 达到去雾的目的. 这种方法算法简单, 但是需要获取不同天气下的同一场景图像, 条件苛刻, 难以在短时间内实现图像去雾处理.

2.3 基于大气光偏振特性的去雾算法

文献 [38-42] 根据光经过不同介质交界处时, 发生反射和折射, 反射光和折射光的偏振态将发生改变这一光学原理, 根据物理模型式 (15), 在雾天条件下, 景物光线随距离增大而指数衰减, 而环境光强度随距离增大呈指数递增, 认为观察者接收到的光线的偏振度绝大部分是由大气中散射粒子散射环境光造成的. 这类方法把环境光 $\mathbf{A}(x) = (1 - t(x))\mathbf{A}$ 分为偏振方向垂直和平行于入射光平面的两个分量 $\mathbf{A}^\perp(x)$ 和 $\mathbf{A}^\parallel(x)$. 同时根据偏振度的定义, 偏振度 p 可表示为

$$p \equiv \frac{\mathbf{A}^\perp(x) - \mathbf{A}^\parallel(x)}{\hat{\mathbf{A}}(x)} \quad (16)$$

因此, 在雾天天气拍摄图像时, 只要在拍摄镜头前放置偏振片, 旋转偏振片可以得到不同亮度的图像 (如图 5 所示), 选取亮度最大的图像 $\mathbf{I}^\perp(x)$ 和偏振角与之垂直的图像 (一般此图像为亮度最小图像) $\mathbf{I}^\parallel(x)$, 由于假设大气散射模型中的衰减部分的偏振度可以忽略, 因此:

$$\mathbf{I}^\perp(x) = \frac{\mathbf{D}(x)}{2} + \mathbf{A}^\perp(x) \quad (17)$$

$$\mathbf{I}^\parallel(x) = \frac{\mathbf{D}(x)}{2} + \mathbf{A}^\parallel(x) \quad (18)$$

其中, $\mathbf{D}(x) = \mathbf{J}(x)t(x)$, 为大气散射模型中景物辐射光经过散射衰减后到达观察者的部分, 然后可以用两幅不同偏振度的图像中天空光线的偏振情况来估算出偏振度 p , 即:

$$p = \frac{\mathbf{A}_\infty^\perp - \mathbf{A}_\infty^\parallel}{\mathbf{A}_\infty^\perp + \mathbf{A}_\infty^\parallel} \quad (19)$$

其中, \mathbf{A}_∞^\perp 和 $\mathbf{A}_\infty^\parallel$ 分别为 $\mathbf{I}^\perp(x)$ 和 $\mathbf{I}^\parallel(x)$ 中的环境光部分, 根据这两幅图像和偏振度以及天空的亮度, 可以求出总大气光 $\hat{\mathbf{A}}(x)$

$$\hat{\mathbf{A}}(x) = \frac{\hat{\mathbf{I}}^\perp(x) - \hat{\mathbf{I}}^\parallel(x)}{p} \quad (20)$$

然后就可以求出透射率分布图 t :

$$t(x) = 1 - \frac{\hat{\mathbf{A}}(x)}{\mathbf{A}_\infty} \quad (21)$$

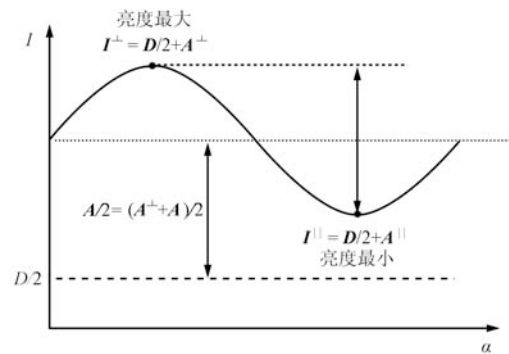


图 5 图像亮度 I 随偏振角 α 变化而改变

Fig. 5 The image brightness I change with the changing of the polarization angle

从而通过式 (15) 反演求出 $\mathbf{J}(x)$, 复原出无雾图像. 其中, 文献 [38] 最先提出用两幅偏振方向不同的图片来估计图像偏振度、环境光强度、透过率分布并实现去雾的方法, 文献 [39] 在其基础上, 调整算法参数, 保留小部分雾气而不是彻底地去雾, 即在式 (19) 求出 p 后, 并不是直接用于求环境光, 而是先乘以一个系数 ϵ (令 $1 \leq \epsilon \leq 1/p$), 从而提高去雾图像的视觉效果, 并对算法进行改进, 使其可以适用于无法拍摄到天空的图像的处理. 文献 [41] 对算法中估计环境光的部分进行优化, 该文假定图像中有某些频域成分的环境光独立于透过率, 使用独立成分分析方法 (Independent component analysis, ICA), 对环境光进行盲估计和分离. 文献 [42] 指出, 当得到透过率分布和环境光强度后, 根据大气散射模型对降质图像进行反演复原时, 会使噪声被放大, 该文献针对这种情况, 提出一种自适应调整方法对算法进行改进. 文献 [40] 指出了这一算法的一个缺陷, 即关于这一算法此前的文献都假定只有大气对光线的散射影响光的偏振度, 当场景中有景物的表面对光成镜面反射时, 这种假设是不成立的, 这种情况下, 镜面反射场景的图像部分的雾气浓度会被很大程度地高估, 使去雾后该部分失真严重, 该文献使用图像分析工具对此作了修正; 另外, 文献 [40] 也修正了该算法去雾图像的颜色失真, 提出了使其能够自动检

测图像中天空部分的方法, 更重要的是, 该文献还提出用液晶调光器替代之前的偏振片旋转, 使算法实现自动化和实时化, 使之能应用在视频拍摄领域. 这种方法比起之前的方法, 器材简单, 前提条件容易实现, 而且能对雾天场景作一定程度上的实时去雾处理. 但这种算法在浓雾时效果较差, 而且与之前的基于大气散射模型的算法一样, 不能对现有的单幅图像自动处理.

2.4 雾天图像的先验知识以及相应的去雾算法

如果我们想要根据图像退化模型式 (15), 把已有的单幅有雾图像复原为无雾图像, 也就是从式 (15) 中求解出 $\mathbf{J}(x)$, 这需要解欠定方程, 因为在式 (15) 中, 未知量有 $\mathbf{J}(x)$ 、 $t(x)$ 以及 \mathbf{A} , 即使我们可以通过图像中天空部分估计出 \mathbf{A} , 也还有两个未知量. 因此, 如果想实现根据图像退化模型的单幅图像去雾, 必须借助一些先验知识.

Tan^[43] 基于统计信息, 认为无雾图像相对于有雾图像来说对比度要高得多, 所以, Tan 首先把原图像作白平衡处理, 得出的图像为

$$\mathbf{I}'(x) = \mathbf{J}'(x)t(x) + \mathbf{A}(x)(1, 1, 1) \quad (22)$$

其中, $\mathbf{I}'(x)$ 为白平衡后的图像, $\mathbf{J}'(x)$ 为白平衡后的去雾图像, 由于经过白平衡处理, 雾气变为纯白色, 因此环境光的色度为 (1, 1, 1), 而标量 $A(x) = (L_{\infty r} + L_{\infty g} + L_{\infty b})(1 - t(x))$. 由式 (15) 可知, 要得到 $\mathbf{J}'(x)$, 只需要求得 $A(x)$. 严格地说, Tan 的基本思想并不是把雾气去除, 而是增强图像的对比度, Tan 用可见边来表征图像的对比度:

$$C_{\text{edges}}(\mathbf{I}) = \sum_{x,c} |\nabla \mathbf{I}_c(x)| \quad (23)$$

Tan 发现, 复原图像的边缘数量 $C_{\text{edges}}(\mathbf{J}')$ 随 $A(x)$ 的增大, 先递增后递减, 为了得出使复原图像对比度最高的 $A(x)$ 值, 又由于 Tan 认为图像中深度突变的情况相对很少, 于是假定 $A(x)$ 在局部像素中是平滑的, 因此 Tan 使用马尔科夫随机场 (Markov random field, MRF) 对 $A(x)$ 建模, 写出势函数为

$$E(\{A_x\}|p_x) = \sum_x \phi(p_x|A_x) + \eta \sum_{x,y \in N_x} \psi(A_x, A_y) \quad (24)$$

其中, p_x 为像素 x 的邻域, η 是一个控制平滑强度的参数, N_x 表征 x 邻域里的像素点, 而第 1 项中:

$$\phi(p_x|A_x) = \frac{C_{\text{edges}}([\mathbf{J}'^*]_x)}{m} \quad (25)$$

其中, $[\mathbf{J}'^*]_x$ 表示把所有 A 值代入到式 (22) 中求得的 \mathbf{J} 值, m 是归一化常量, 其值取决于 p_x 块的大小,

使 $0 \leq \phi(p_x|A_x) \leq 1$. 而第 2 项:

$$\psi(A_x, A_y) = 1 - \frac{|A_x - A_y|}{\sum_c L_{\infty c}} \quad (26)$$

然后使用图割方法来最大化 Gibbs 分布里的概率分布 $p(\{A_x\})$, 即可求出 A 值, 并求得透过率分布 $t(x)$, 从而复原出图像 \mathbf{J}' . 该方法能够很大程度上恢复图像的结构和细节. 但是, 使用该方法主要是增强图像对比度而并没有在物理模型上复原物体反射的光线, 复原的图片颜色常常过于饱和. 此外, 此算法并没有处理景物深度突变情况密集出现的区域 (比如树叶之间的间隙), 在图像深度突变的边界上有光晕效应.

Fattal^[44] 把大气散射模型式 (15) 中的未知图像 $\mathbf{J}(x)$ 分解为表面反射率 \mathbf{R} 和浓度系数 l 的乘积, 即 $\mathbf{J} = l(x)\mathbf{R}$ 并假定 l 和 t 在局部不相关, 以及 \mathbf{R} 在局部区域内为 RGB 空间里的常向量. 然后, 在 RGB 空间中把 \mathbf{R} 分为垂直于 \mathbf{A} 和平行于 \mathbf{A} 的两个分量 \mathbf{R}' 和 \mathbf{R}_A , 又把 \mathbf{I} 分为平行于 \mathbf{A} 和垂直于 \mathbf{A} 两部分, 其中平行于 \mathbf{A} 的部分为 \mathbf{I}_A , 垂直于 \mathbf{A} 的部分为 $\mathbf{I}_{R'}$, 又令 $\eta = \mathbf{R}_A / \|\mathbf{R}'\| = \langle \mathbf{R}, \mathbf{A} \rangle / (\|\mathbf{R}'\| \|\mathbf{A}\|)$. 于是, 透过率分布 $t(x)$ 可以表示为

$$t(x) = 1 - \frac{\mathbf{I}_A(x) - \eta \mathbf{I}_{R'}(x)}{\|\mathbf{A}\|} \quad (27)$$

可以看出, 求得 $t(x)$ 的关键是要求出 η 的值, Fattal 利用独立成分分析 (ICA), 求得:

$$\eta = \frac{C_{\Omega}(\mathbf{I}_A, \mathbf{h})}{C_{\Omega}(\mathbf{I}_{R'}, \mathbf{h})} \quad (28)$$

其中, 定义 $\mathbf{h}(x) = (\|\mathbf{A}\| - \mathbf{I}_A) / \mathbf{I}_{R'}$, $C_{\Omega}(f, g)$ 表示 f 和 g 的协方差. 然而, 在一般的图像中, 景物表面通常有很复杂多变的反射系数, 为了增加算法的鲁棒性, Fattal 在 YUV 空间中对图像进行处理, 把像素的颜色用角度表示:

$$\theta(x) = \tan^{-1} \frac{\langle \mathbf{I}', \mathbf{U} \rangle}{\langle \mathbf{I}', \mathbf{V} \rangle} \quad (29)$$

其中, $\mathbf{I}' = \mathbf{I} - \mathbf{A}\mathbf{I}_A / \|\mathbf{A}\|$ 为初步去雾处理图像, 然后用最小弧度差定义距离:

$$d(\theta_1, \theta_2) = \min\{|\theta_1 - \theta_2|, 2\pi - |\theta_1 - \theta_2|\} \quad (30)$$

再定义新的含有权重的运算 $C_x(f, g)$ 来替代式 (28) 中的协方差运算:

$$C_x(f, g) = \frac{1}{W_x} \sum_{y \in N_x} (f(y) - E_x(f))(g(y) - E_x(g))w(x, y) \quad (31)$$

其中, 权重 $w(x, y) = \exp(-d(\theta(x), \theta(y))^2 / \sigma_\theta^2)$, 归一化权重 $W_x = \sum_{y \in \Omega_x} w(x, y)$, 加权修正后的期望 $E_x(f) = \frac{1}{W_x} \sum_{y \in \Omega_x} f(y)w(x, y)$. 最后使用马尔科夫随机场 (MRF) 模型对噪声点进行统计修复, 从而求出透射率分布 $t(x)$, 并使用大气散射模型式 (15) 进行反演, 求出无雾图像 $J(x)$. 这种方法是基于物理的复原模型, 复原图像自然且能求出良好的深度图. 然而, 这种方法是基于彩色图像的统计特性的, 因而该方法也无法作用于灰度图像, 而且这个统计特性在浓雾区域和低信噪比区域会失效.

He 等^[45] 通过对大量无雾图像统计特征的分析, 发现了被命名为暗原色先验的先验规律, 即在无雾图像的非天空区域里, 若把图像分为多个子块, 则每个子块中都会有某些像素点的一个颜色通道的亮度接近于 0.

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{c \in \{r, g, b\}} \left(\min_{y \in \Omega(x)} J^c(y) \right) \approx 0 \quad (32)$$

其中, $\Omega(x)$ 是 x 的邻域, J_c 是图像 $J(x)$ 的 c 通道, J^{dark} 即为图像的暗原色图, 按照暗原色先验理论, 其值接近于 0. 这是由景物的阴影、黑色物体和具有鲜艳颜色的物体所造成的. He 等运用这一先验, 找出图像局部的暗原色并据此对大气透射率进行粗略估计, 把大气散射模型式 (15) 变形为

$$\min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \frac{I^c(y)}{A^c} \right) = t(x) \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \frac{J^c(y)}{A^c} \right) + (1 - t(x)) \quad (33)$$

结合暗原色先验式 (32), 可以求出透射率分布:

$$t(x) = 1 - \omega \min_{c \in \{r, g, b\}} \left(\min_{y \in \Omega(x)} \frac{I^c(y)}{A^c} \right) \quad (34)$$

求出透射率粗略分布式 (34) 后, 如果直接用于大气散射模型中来对图像反演去雾的话, 会出现明显的块效应, 因此, He 等用软抠图算法对透射率分布图进行优化, 即解矩阵方程:

$$(L + \lambda U)t = \lambda \tilde{t} \quad (35)$$

其中, L 是一个被称为抠图拉普拉斯矩阵的稀疏矩阵, 其大小为图像像素数的平方, λ 是参数, U 是和 L 大小一致的单位矩阵, \tilde{t} 是粗略的透射率分布, 解出 t 就得出细致的透射率分布图. 该方法具有革命性, 简单有效, 去雾效果理想, 处理后图像颜色自然逼真, 少用地用一个简单得不可思议的方法使一个复杂问题的实验效果得到巨大的提升, Gibson 等^[46] 使用主成分分析方法 (Principal component analysis, PCA) 对暗原色先验进行分析, 解释了暗原色先

验在物理上的合理性. 而史德飞等^[47] 则使用地物反射波谱特性来分析暗原色先验的合理性, 并建立一个比 RGB 空间色彩空间互相关性更低的色彩空间, 以期在该空间上运用暗原色先验去雾, 取得比 RGB 空间上去雾的更好效果. 但是, 暗原色先验去雾算法的参数需要根据不同的图像手动地作出调整, 无法自适应调整, 而且, 该方法所使用的软抠图算法需要进行大型稀疏矩阵的运算, 时间和空间复杂度都极高, 无法实时处理大幅图片. 而且当景物颜色与天空颜色接近且没有阴影时, 暗原色先验失效, 该算法也随之失效. 后来该文献的作者 He 又使用了引导滤波^[48] 替代软抠图处理^[45], 较大地提高了效率 (600 像素 \times 400 像素图像处理时间从 10 秒变为 0.1 秒) 的同时, 去雾效果基本不变.

Kratz 等^[49] 对大气散射模型式 (15) 进行变形, 把景物反射率 $\rho(x)$ 和景物深度信息 $d(x)$ 分成两项:

$$\ln(\mathbf{L}_\infty^{-1} \mathbf{I}(x) - 1) = \ln(\rho(x) - 1) - \beta d(x) \quad (36)$$

$$\tilde{I}(x) = C(x) + D(x)$$

$C(x) = \ln(\rho(x) - 1)$ 和 $D(x) = -\beta d(x)$ 分别代表了景物反射率项和景物深度项, 假定这两项统计上相互独立, 则可以通过最大化后验概率来求得 $C(x)$ 和 $D(x)$:

$$\arg \max_{\hat{\rho}, \hat{d}} p(C, D | \tilde{I}) = \arg \max_{\hat{\rho}, \hat{d}} p(\tilde{I} | C, D) p(C) p(D) \quad (37)$$

其中, $p(C)$ 和 $p(D)$ 是先验, 分别对景物反射率和景物深度选取先验模型, 其中, 重尾分布先验被用于场景反射率的梯度建模, 而景物深度的先验模型取决于特定场景. 而 Nishino 等^[50] 对此方法进一步完善, 针对不同色度的反射率差异优化了景物反射率的先验, 同时也总结了三种常见场景的景物深度先验: 景物深度变化平缓的自然景物场景、具有多个深度相等的场景块的城市场景以及两者结合的场景, 另外, Nishino 等也针对场景最大亮度不是大气光的情况 (例如场景中的镜面发射形成的高亮度) 对景物深度的初值估计进行优化.

而王多超等^[51] 则基于类似文献 [49] 的先验, 认为景物的清晰图像与场景深度不相关, 也就是大气散射模型式 (15) 中 J 和 t 不相关, 然后对式 (15) 进行变形, 定义观测图像 $\mathbf{I}' = \mathbf{A} - \mathbf{I}$ 和去雾后图像 $\mathbf{J}' = \mathbf{A} - \mathbf{J}$, 并加入噪声项. 根据贝叶斯公式, 要求得 \mathbf{J}' , 需要计算最大化后验概率问题:

$$\mathbf{J}' = \arg \max_{\mathbf{J}'} \{P(\mathbf{J}', t | \mathbf{I}')\} = \arg \max_{\mathbf{J}'} \left\{ \frac{P(\mathbf{I}' | \mathbf{J}', t) P(\mathbf{J}' | t) P(t)}{P(\mathbf{I}')} \right\} \quad (38)$$

为求解式 (38), 王多超等假定去雾图像包含大量的平滑区域和少数锐利的边沿, 即图像梯度的稀疏先验对去雾图像 \mathbf{J}' 和 t 有效, 同时又通过暗原色先验, 粗略估计出透过率分布, 由此可以求出 \mathbf{J}' 和 t 的概率分布 $P(\mathbf{J}')$ 和 $P(t)$. 此后又假定图像噪声服从零均值高斯分布, 求得 $P(\mathbf{I}'|\mathbf{J}', t)$. 最后通过交替迭代法和 IRLS (Iterative reweighted least square) 方法来求解式 (38).

Tarel 等^[52] 假设大气耗散函数 (Atmospheric veil) 在局部上变化平缓, 因此用中值滤波代替 He 等的算法^[45] 中的最小值滤波来对介质透射系数进行估计. Tarel 等^[52] 首先对有雾图像进行白平衡操作, 使雾显示为纯白色, 也就是大气散射模型式 (15) 中的 \mathbf{A} 为 (1,1,1), 然后把大气散射模型式 (15) 作变形:

$$\mathbf{I}(x) = \mathbf{J}(x)(1 - \mathbf{A}^{-1}\mathbf{V}(x)) + \mathbf{V}(x) \quad (39)$$

其中, $\mathbf{V}(x) = (1 - t(x))\mathbf{A}$ 即为大气耗散函数, Tarel 等定义图像的白度 $W(x) = \min_c(\mathbf{I}(x))$, 然后对 $W(x)$ 进行中值滤波, 算得 $A(x) = \text{median}_{s_v}(W(x))$, s_v 为中值滤波窗口大小, 为了处理图像中深度突变的边缘轮廓, 文献又对 $|W(x) - A(x)|$ 进行中值滤波, 得到 $B(x) = A(x) - \text{median}_{s_v}(|W(x) - A(x)|)$, 最后, 大气耗散函数:

$$V(x) = \max(\min(pB(x), W(x)), 0) \quad (40)$$

其中, 参数 p 是为了提高去雾图像的视觉效果, 控制去雾的程度而不是完全去雾. 求出 $\mathbf{V}(x)$ 之后便可通过式 (39) 反演出去雾图像 $\mathbf{J}(x)$. Tarel 等极大地简化了处理过程, 提高效率. 但是, 中值滤波并不是好的边缘保持滤波算法, 当局部区域景深密集突变时, 此算法会让这些区域留有残雾并产生光晕效应, 而且算法中的参数较多, 参数 p 和 s_v 都需要根据不同的图像进行调整, 但算法中无法实现自适应调整, 而是需要人工进行测试调整, 限制了该算法的实际应用领域.

Ancuti 等^[53] 提出了一个基于图像融合的去雾算法. 图像融合的两幅输入图像都派生自原图像: 第 1 幅输入图像是原图像经过白平衡处理过后的图像; 第 2 幅输入图像是原图像减去全图像亮度平均值之后得到的图像. 该算法还通过多尺度处理以消除光晕效应. 由于这个算法是针对逐个像素进行处理的, 因此处理效率较高. 但此算法只用两幅衍生图像进行融合, 并不能完全体现出场景的细节, 而且多尺度处理也使算法复杂度增加, 效率降低.

李权合等^[54] 依据透射率在局部光滑, 而且透过率图与场景具有一定的相似性的先验, 将大气散射模型类比如照明-反射模型式 (1), 将大气散射模型式

(15) 变形, 构造出与照明-反射模型等价的形式, 将大气传递图的估计转化为求解二次规划问题. 虽然该算法只能处理灰度图像, 但是将大气散射模型和照明-反射模型相结合的思路值得借鉴和深入研究.

He 等^[45] 与 Tarel 等^[52] 的方法简单有效, 尤其 He 等^[45] 提出的暗原色先验去雾算法是图像去雾领域的一个重要突破, 为图像去雾的研究人员提供了一个新思路, 后来出现的许多去雾算法都是基于这两种算法的改进或补充, 例如:

Fang 等^[55] 提出了两项改进, 第一项根据像素之间在 RGB 空间的距离来细化粗略的透过率分布, 而不是用复杂度高的软抠图算法; 第二项是在使用暗原色先验求出粗略的透过率分布以及对应的去雾图像之后, 已知为初始估计值, 利用变分法求解一个最小化能量函数的问题, 实现去雾图像的细化以及去噪. Matlin 等^[56] 也针对去雾算法加入了去噪处理. 该文献在使用暗原色先验去雾之前先使用去噪算法对输入图像进行处理, 文中用的是 Dabov 等^[57] 的 BM3D (Block matching 3D) 算法, 对图像进行暗原色先验去雾处理后, 为了增强算法的鲁棒性, 又提出了一个迭代的核回归算法对去雾图像进行处理.

Ding 等^[58] 针对暗原色先验算法中的软抠图算法, 为了提高优化透过率分布操作的处理效率, 使用四叉树分割法对图像进行分割, 该方法对整幅图像递归地分割为四份, 递归的停止条件是区域只包含一个像素或者区域内的梯度都小于一个阈值, 分割后再对软抠图进行透过率分布的优化. 类似地, Zhu 等^[59] 则针对 He 等^[45] 的算法, 在运用解式 (34) 对粗略透过率分布进行软抠图细化之前, 运用分水岭算法对图像进行分割, 然后再对每个分割的图像局部使用软抠图细化. 这个改进使暗原色先验去雾算法更灵活, 但在浓雾情况下分水岭算法图像分割的精度会下降, 进而降低整个图像处理过程的稳定性.

Pei 等^[60] 为了提高暗原色先验去雾算法对夜间雾天降质图片作去雾处理时的鲁棒性, 使用 Reinhard 等^[61] 的颜色迁移算法对夜间降质图像进行预处理, 进行暗原色先验去雾之后, 又使用 Schettini 等^[62] 的结合双边滤波的对比度修正算法, 对去雾后的夜间图像进行后处理, 此算法更能突出夜间雾天图像的细节特征, 便于计算机视觉系统的后续处理.

Yu 等^[63] 则在 Tarel 等^[52] 的基础上, 对大气耗散函数的粗估计 $\tilde{V}(x)$ (即式 (40) 中的 $W(x)$, 为避免与之后的双边滤波系数混淆, 故沿用原文表示方式), 用双边滤波^[64] 对进行细化, 得到细化后的大气耗散函数, 然后, 便可对式 (39) 进行反演, 求出原图像 $\mathbf{J}(x)$. Xiao 等^[65] 则进一步在 Yu 等^[63] 以及 Tomasi 等的双边滤波算法^[64] 的基础上, 结合联合双边滤波^[66-67], 使用引导联合双边滤波来优化由中

值滤波得到的初步透射率分布, 做到了良好的边缘保持. 同时, 该算法时间复杂度也达到了 $O(N)$ (N 为图像像素数目), 具有了一定程度的实时性.

Shen 等^[68] 则在 He 等的算法基础上, 结合场景的近红外图像, 先对每个像素使用暗原色先验去雾得到粗略的去雾图, 然后以此作为先验估计, 使用贝叶斯估计的方法, 估计最优化的透过率以及去雾图像. 该算法处理效率高, 去雾效果优秀, 能很好地对灰白景物和天空区域作去雾处理. 但这一方法需要一幅同一场景的近红外图像, 这通常需要在获取原图像时同时获得才能保证两幅图像准确的对应, 因此这一去雾算法并不能用于已有的单幅图像, 对获取图像的传感器设备也有特定的要求, 这严重地局限了这一去雾方法的实际应用.

3 去雾算法测试结果以及评测

本节对各种具有代表性的去雾算法进行测试和比较. 图像质量的评测方法可以分为主观评测方法和客观评测方法. 主观评价方法主要是通过测试人员对图像观察, 对图像的质量作出主观的评价和分析, 严格的主观评价方法会由多个测试人员对图像进行多次重复观察实验, 对图像作出评价. 客观方法是通过评价算法, 利用数学手段计算得出对图像处理质量的评价.

与其他的图像处理方法评测相比, 图像去雾算法的评测有其特殊性: 通常情况下, 去雾图像并没有同一场景的真实图像作为参考, 只能对去雾图像本身评测或者与去雾前的源图像进行对比. 因此, 研究人员目前对图像去雾算法的评测主要是通过主观方法, 以及与其他去雾算法的比较来评定去雾算法的优劣, 而对于客观的质量评测标准, 研究人员并没有一个统一的共识. 本节将展示各个有代表性的去雾算法的结果, 以及用几个不同的客观方法对其进行评测.

3.1 客观评测方法

目前, 对于不同的图像去雾算法, 并没有统一的客观评测标准. 研究人员通常把普遍使用于其他图像增强算法的客观评测方法用于图像去雾领域. 比如峰值信噪比 (Peak signal to noise ratio, PSNR), 以及 VCM (Visual contrast measure)^[69] — 用于测量图像的局部对比度, UQI (Universal quality index)^[70] 和结构化相似度 SSIM^[71–72] — 利用结构信息的一种符合人眼视觉系统特性的图像相似度的客观评判标准.

另外, 除了以上提到的普遍用于图像质量评测的方法之外, 也有研究人员对图像去雾的算法, 提出了针对性的算法客观评测方法. 本文将用到下列几

个.

文献 [52, 73–74] 中用到了新增可见边之比 (e)、可见边的规范化梯度均值 (\bar{r}), 以及饱和黑色或白色像素点的百分比 (σ) 这三个指标:

$$e = \frac{n_r - n_0}{n_0} \quad (41)$$

$$\bar{r} = \exp \left(\frac{1}{n_r} \sum_{P_i \in \Psi_r} \log r_i \right) \quad (42)$$

$$\sigma = \frac{n_s}{\dim_x \times \dim_y} \quad (43)$$

其中, n_0 和 n_r 分别为原图像和去雾图像的可见边数目, Ψ_r 为去雾图像可见边集合, P_i 是可见边上的像素点, r_i 是 P_i 处的 Sobel 梯度与原图像在此处的 Sobel 梯度的比值, n_s 为饱和黑色和白色像素点的数目, \dim_x 和 \dim_y 则表示图像的宽和高.

李大鹏等^[75] 则从对比度增强和色彩还原两个方面来评测去雾处理后的图像. 李大鹏等提出用滤除噪声和光晕效应之后的边缘信息, 也就是有效细节强度 I_{valid} 来表征边缘对比度, 而使用原图像和去雾图像之间的直方图相关系数 d_{correl} 来表征图像的色调偏移程度. 有效细节强度表示为

$$I_{\text{valid}} = \frac{L_s - I_{\text{halo}}}{L_s} \quad (44)$$

其中, L_s 为将图像使用照度-反射模型式 (1) 建模后, 用 Canny 算子对照射分量 $i(x)$ 进行边缘检测得到的边缘图像求和而得出的总细节强度, 而 I_{halo} 为去雾图像中的光晕效应强度的估计值, 表示为

$$I_{\text{halo}} = \sum_{x \in \Phi} \left(\sum_{y \in \Omega(x)} I_{\text{bright}}(y) \right) \quad (45)$$

其中, $\Omega(x)$ 为像素点 x 的邻域, 文中取该邻域边长为 7, I_{bright} 是去雾图像的亮通道, 表示为:

$$I_{\text{bright}}(x) = \max_{y \in \Omega(x)} \left(\max_{c \in \{R, G, B\}} I_c(y) \right) \quad (46)$$

其中, $I_c(y)$ 表示图像的 3 个颜色通道.

总的来说, 本文从四个不同的角度对各个去雾算法的测试结果进行客观评测分析:

第一个角度是针对每个像素, 对比原图像和去雾后图像, 评估两者之间在像素上的差异, 这个角度使用的指标是 MSE、PSNR 以及保真度. 如果测试结果表明去雾图像与原图像差异过大, 说明去雾图像存在一定程度的失真.

第二个角度是从图像组成的角度, 衡量原图像和处理后图像之间的结构相似性, 该角度使用的指

标是 UQI 和 SSIM. 这两个属性是独立于图像的亮度和对比度, 反映了图像中景物结构的相似性.

第三个角度是衡量去雾处理后, 图像的局部对比度与原图像相比提高的程度. 该角度使用的指标是 VCM、 e 、 \bar{r} 、 σ 以及有效细节强度, 其中 VCM 主要计算图像局部的标准差, σ 则是通过检测饱和黑色和白色像素点的数量来衡量对比度, 其他几项数据则主要基于边缘检测和图像梯度信息的变化来衡量局部对比度变化. 图像去雾的一个主要目的就是提高图像的局部对比度, 使本来处于雾气中的景物特征更容易被计算机视觉系统所识别, 而这个评测角度能够可靠地衡量去雾算法, 提高图像局部对比度的能力.

第四个角度是衡量去雾算法对景物色彩的保持和复原方面的能力. 该角度使用的指标是直方图相似度, 这个指标通过计算原图像和去雾图像的 R、G、B 通道直方图的相关系数来衡量处理后图像的色彩偏移程度.

3.2 去雾算法测试结果

图 6 和图 7 展示了各个典型算法的去雾处理结果以及原图像和去雾图像的 R、G、B 通道的直方图(直方图中, 红色代表 R 通道, 绿色代表 G 通道, 蓝色代表 B 通道), 其中, 图 6(a) 和图 7(a) 从上到下、从左到右分别是: 原图像、全局直方图均衡处理结果、多尺度 Retinex 算法处理结果、色彩回复多尺度 Retinex 算法处理结果、Tan 等的算法^[43] 处理结果、Fattal 等的算法^[44] 处理结果、He 等的算法^[45] 处理结果、Tarel 等的算法^[52] 处理结果、Nishino 等的算法^[50] 处理结果. 而图 6(b) 和图 7(b) 分别为图 6(a) 和图 7(a) 相应位置的测试结果的 R、G、B 通道直方图.

第 1 组实验所用图像如图 6(a) 左上图, 图像大小为 835 像素 \times 557 像素, 该测试图像是一幅拍摄风景的照片, 其特点是: 该图同时包含了薄雾部分和浓雾部分, 也同时包含了深度渐变和深度密集突变的部分. 第 2 组实验选用的图像如图 7(a) 左上图所示, 图像大小为 576 像素 \times 768 像素, 该测试图像为一幅对城市的航拍图像, 其特点是, 景深变化幅度大, 景物纹理复杂, 有大量深度相等的物块, 但很少出现深度大幅度的突变.

图 6(a) 和图 7(a) 第 1 行居中图像是全局直方图均衡的算法的结果, 测试表明, 两组实验的测试结果的薄雾部分去雾效果比较理想, 但是从图中可以看出, 当图中的深度或者是雾的浓度有较大变化的时候, 该算法效果不佳, 因此此算法适用于深度和雾浓度均匀分布的灰度图.

图 6(a) 和图 7(a) 第 1 行右图是多尺度

Retinex 算法(MSR)的结果, 两组实验的原图像色调均稍微偏蓝, 处理后图像色调更自然, 说明本算法不仅可用于白色雾气降质后的图像, 而且适用于非白色雾霾造成的恶劣天气下拍摄的图片. 但是处理后图像颜色有失真, 在边沿部分也有光晕效应, 并且和全局直方图均衡算法一样, 对场景深度和雾的浓度的变化不敏感.

图 6(a) 和图 7(a) 第 2 行左图是 MSRCR 算法的结果. 该算法在 MSR 的基础加入了颜色复原的处理. 从图中可以看出, 处理后图像近景和薄雾部分去雾效果较好, 而且两组实验的原图像均偏蓝色, 处理后偏色现象被修正. 与 MSR 算法的结果相比, 该算法的处理结果颜色更自然, 图像整体亮度也比较高. 但是远景和浓雾部分由于场景深度的变化, 去雾效果明显不佳, 景物仍然比较模糊.

图 6(a) 和图 7(a) 第 2 行居中图是 Tan 等的算法^[43] 的结果. 可以看出, 处理后图像的对比度显著增强, 增强了图像的细节, 但是, 这种基于对比度增强的算法处理的图像颜色往往过于饱和, 而且在深度突变处有明显的光晕效应.

图 6(a) 和图 7(a) 第 2 行右图是 Fattal 等算法^[44] 的结果. 可以看出, 该算法对薄雾图像区域处理结果理想, 色彩自然, 但在图 6 第 1 组实验中, Fattal 等算法的处理结果有比较明显的失真, 这是由于第 1 组实验的测试图像中浓雾占了较大部分, 使图中缺乏 Fattal 算法所必须的颜色统计信息. 而图 7 所示的第 2 组实验中, 由于原图像以薄雾为主, 景物深度变化平缓, 因而 Fattal 算法的处理效果较好.

图 6(a) 和图 7(a) 第 3 行左图是 He 等算法^[45] 的结果. 该算法利用暗原色先验估计出透过率分布, 因此能据此复原不同雾浓度和场景深度的图像部分, 图像去雾效果理想, 颜色自然, 其去雾图像的视觉效果是所有算法中最好的. 但对于图像对比度和细节特征的增强不足, 如图 7 中的远处景物, 暗原色先验去雾后, 景物的细节并没有得到明显的加强.

图 6(a) 和图 7(a) 第 3 行居中图是 Tarel 等的算法^[52] 的结果. 该算法复杂度较低, 去雾效果较好, 图像对比度有显著提高, 算法也能适应不同的雾浓度和深度. 但是处理后的图像浓雾部分色彩偏差严重, 而且在场景深度变化密集的区域, 有比较明显的光晕效应.

图 6(a) 和图 7(a) 第 3 行右图是 Nishino 等的算法^[50] 的结果. 该算法对图像对比度增强效果明显, 对不同的深度的景物也能较好地去雾, 但是处理结果的颜色过饱和, 在深度突变处有明显的光晕效应.

总的来说, 基于物理模型的算法对不同深度的

景物图像作去雾处理效果较好, 这从直方图中也有所表现, 除了全局直方图均衡化的结果之外, 其余基于图像增强的雾天图像处理算法结果的直方图与原图像的直方图基本结构类似, 直方图分量集中于灰

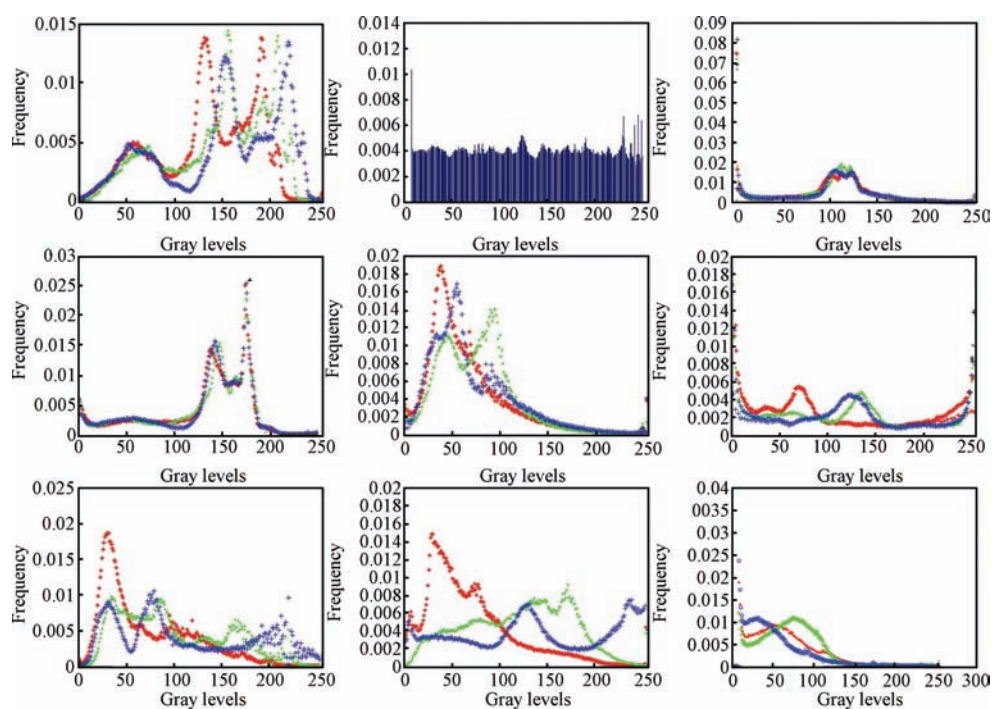
度级的中部, 而基于物理模型的方法, 由于对浓雾部分作了较明显的处理, 灰度级分布较宽, 稍微集中于灰度级低端.

表 1 和表 2 分别列出了两组实验的客观评测数



(a) 第 1 组实验原图像以及各算法测试结果

(a) The input image and the experiment results of the first set of experiments

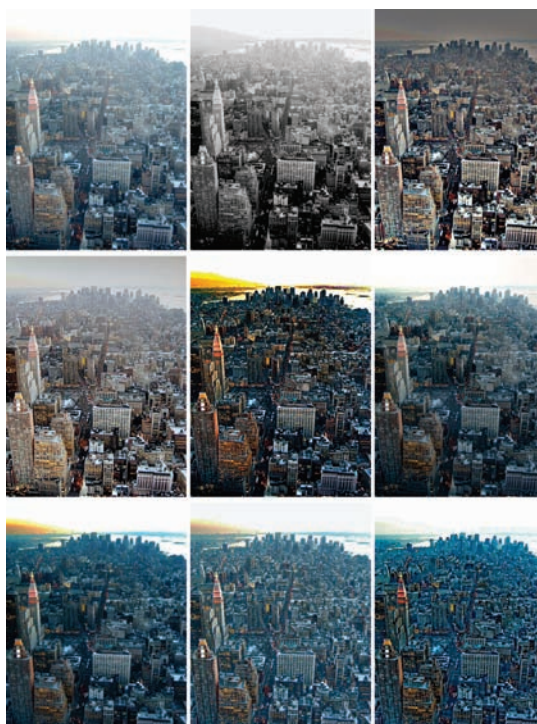


(b) 第 1 组实验原图像以及测试结果的 R、G、B 通道直方图, 分别对应图 6(a) 中的相对位置的图像

(b) The histograms of the input image and experiment results of the first set of experiments

图 6 第 1 组实验的原图像和去雾图像及其 R、G、B 通道的直方图

Fig. 6 The first set of experiments: input image, experiment results and their histograms



(a) 第 2 组实验原图像以及各算法测试结果

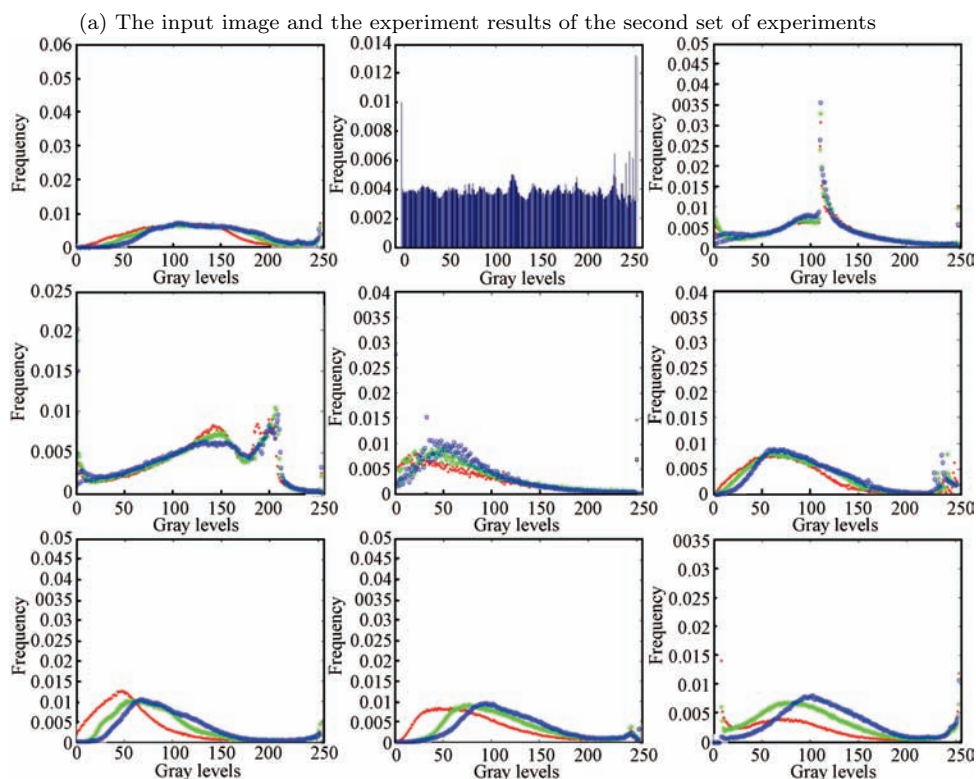


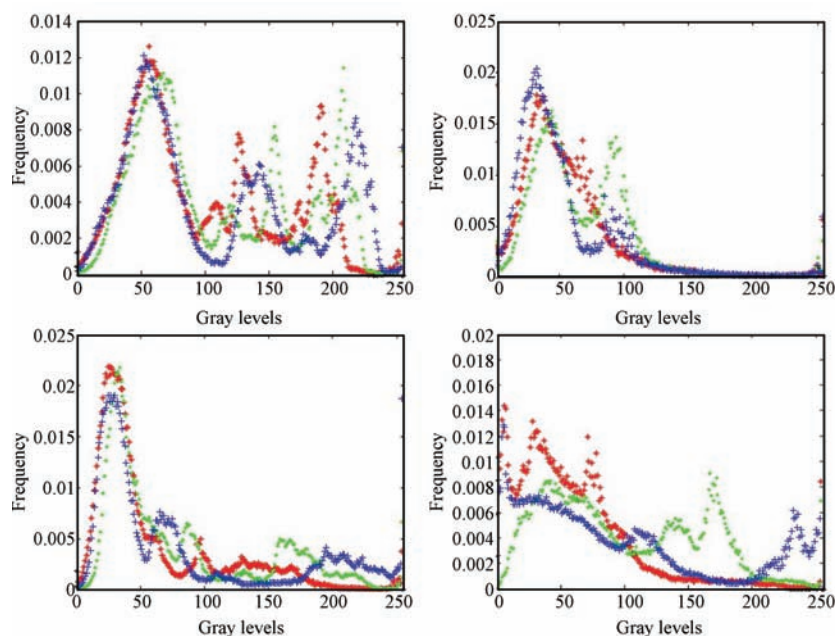
图 7 第 2 组实验的原图像和去雾图像及其 R、G、B 通道的直方图

Fig. 7 The second set of experiments: input image, experiment results and their histograms



(a) 原图像以及实验结果 (从左到右分别是原图像 Tan 等的算法^[43]、He 等的算法^[45] 和 Tarel 等的算法^[52] 的处理结果)

(a) The original image and the result of Tan^[43], He^[45] and Tarel's^[52] algorithms



(b) 原图像以及各个算法结果的直方图 (左上: 原图像; 右上: Tan 等的算法^[43]; 左下: He 等的算法^[45]; 右下: Tarel 等的算法^[52])

(b) The histograms of the original image and the results

图 8 截取第 1 组实验 (图 6) 原图像中薄雾为主的部分 (选取 Tan 等的算法^[43]、He 等的算法^[45] 和 Tarel 等的算法^[52] 这三种对浓雾处理效果明显的去雾算法, 并作出直方图)

Fig. 8 The parts that cut up from the result of Tan^[43], He^[45] and Tarel's^[52] algorithms, which do well in the heavy haze part, and the histograms of these parts

据. 分析数据可以看出:

评估处理后图像在像素上的差异, MSE 数值和保真度越接近 0, PSNR 越大, 则处理后图像失真小. 但这类方法有其局限性: 浓雾环境和深度较深的场景中, 大气中雾气对光线的散射对图像有较大的影响, 若要对这些区域进行处理, 必然会使处理后图像与原图像在每个像素的灰度上有较大差别. 数据显示, 各个去雾算法都不存在严重的失真, 其中基于图像增强的算法评测较好, 这是由于这几个算法对浓雾区域作恰当处理的能力不足, 从图 6 (a) 和图 7 (a) 可以看出, 基于物理模型的去雾算法对图像的浓雾

部分的改变较大, 因此在像素上的差异也较大, 而并不存在严重的失真现象. 由于这一类基于像素差异的图像质量评测方法参考的是原图像, 因此该类指数的大小与图像中雾气浓度有关, 这类方法需要与主观评测和其他客观评测指标共同使用, 才能用于评估去雾算法的处理效果和失真程度.

指标 UQI 和 SSIM 衡量原图像和去雾图像的结构相似性. 从数据上可以看出, 总体来说, 各个算法处理后的图像与原图的结构相似性都比较理想, 去雾算法并没有改变图像的整体结构, 其中 Tan 等的算法在此数据上相对较低. 结合图 6 (a) 和图 7 (a)

的相应去雾图像,可以看出这主要是因为该算法在深度密集突变的区域都有较明显的光晕效应,使之和原图像的结构相似性降低。这类指标能检测去雾算法处理后,图像是否存在结构上的改变,可以有效地检测去雾图像是否存在光晕效应及其严重程度。

指标 VCM、 e 、 \bar{r} 、 σ 以及有效细节强度衡量图像的局部对比度增强程度,其中第 2 组实验中,指标 e 出现负值的原因是:该指标主要计算可见边数量的变化,而第 2 组实验所用图像景物结构复杂,图像增强复原后,有些可见像素点连成了一片区域,导致可见边缘的数目反而较原图像减少了,因此,对于复杂景物图像的失效是这种评测指标的一个局限性。另外,光晕效应会使有效细节强度降低,因此,在第 1 组实验中,基于物理模型的几个算法的有效细节强度都偏低,这是因为第 1 组实验所用图像中有深度变化密集区域,使这几个基于块处理的算法结果有不同程度的光晕效应。可以看出,在这些数据中, Tan 等的算法和 Nishino 等的算法在局部对比度增强方面表现出色,从图 6(a) 和图 7(a) 的相应去雾图像也可以看出,虽然这两个算法的处理结果视觉效果一般,景物复原得不够自然,但景物的细节得到了明显的增强,便于计算机视觉系统进行后期的处理。这类算法能有效地评价去雾算法的对比度增强能力,其中有效细节强度与其他指标结合,还可以估计算法处理结果中光晕效应的严重程度。

最后,直方图相似度是用于处理后图像的色彩偏移程度的。从数据看出,基于物理模型的去雾算法在两组实验中的数据出现了很明显的差异,在第 1 组实验,这类算法在这项数据上普遍偏低;而在第 2

组实验中却较高。造成这种差异的原因与之前提到的 MSE、PSNR 等针对每个像素差异的评测方法遇到的问题类似:根据物理模型,在浓雾图像区域,物体反射的光被衰减,观察者同时接收到大量的白色的环境光,因此,去雾算法对浓雾区域进行处理后,图像的色彩会发生比较明显的偏移。

从图 6(a) 和图 7(a) 的相应去雾图像可以看出,第 1 组实验中有大片浓雾区域,基于物理模型的算法处理后该区域颜色改变较大,而第 2 组实验所用图像中深度以渐变为主,浓雾区域并不大,因此该类去雾算法并不会造成处理前后图像色彩上的较大差异。为了说明,本文截取第 1 组实验原图像中薄雾为主的部分(如图 8),选取 Tan 等的算法、He 等的算法以及 Tarel 等的算法这三种对浓雾处理效果明显的去雾算法,作出直方图并计算直方图相关系数,结果是 Tan 等的算法的相关系数是 0.472, He 等的算法的相关系数是 0.319, Tarel 等的算法的相关系数是 0.337,与整幅图像的直方图相关系数比较,薄雾部分的相关系数明显较大,色彩偏移较少。

结合主观和客观评测结果,现有的去雾算法都能有效提高图像的对比度以及改善图像的视觉效果。其中,基于物理模型的算法在处理具有不同景物深度的图像时有明显的优势。测试所用的几种基于物理模型去雾算法也有各自的特点, Tan 等的算法和 Nishino 等的算法能很大程度上增强图像的对比度,对于浓雾区域尤其明显; Fattal 等的算法对薄雾区域的处理效果较好; He 等的算法对图像的视觉效果有明显提升,但对对比度增强不足;而 Tarel 等的算法则比较折中,对比度和视觉效果都有一定的提升。

表 1 各个客观评测方法对第 1 组实验(图 6)测试所得数据
Table 1 The testing data to the first set of experiment results

去雾算法	MSE	PSNR	保真度	UQI	SSIM	VCM 增量
全局直方图均衡	0.031	18.862	-0.368	0.645	0.998	11.128
MSR	0.053	14.202	-0.124	0.559	0.993	17.371
MSRCR	0.006	25.029	-0.010	0.784	0.999	2.441
Tan 等 ^[43]	0.108	10.017	-0.322	0.447	0.985	29.814
Fattal 等 ^[44]	0.054	11.460	-0.231	0.373	0.993	47.141
He 等 ^[45]	0.049	11.344	-0.237	0.725	0.993	43.132
Tarel 等 ^[52]	0.043	10.450	-0.291	0.520	0.995	80.657
Nishino 等 ^[50]	0.184	8.270	-0.481	0.326	0.984	53.560

去雾算法	e	\bar{r}	σ (%)	I_{valid} 增量	直方图相关系数
全局直方图均衡	0.203	1.527	0.997	0.001	-0.051
MSR	0.143	1.626	4.740	0.040	-0.112
MSRCR	0.034	1.406	0.697	0.022	0.459
Tan 等 ^[43]	0.686	2.870	0.495	-0.019	-0.208
Fattal 等 ^[44]	0.014	2.077	3.939	-0.001	-0.093
He 等 ^[45]	0.302	1.406	0.000	-0.015	-0.037
Tarel 等 ^[52]	0.587	3.028	0.002	-0.030	-0.022
Nishino 等 ^[50]	0.925	3.579	0.000	0.022	0.013

表 2 各个客观评测方法对第 2 组实验 (图 7) 测试所得数据
Table 2 The testing data to the second set of experiment results

去雾算法	MSE	PSNR	保真度	UQI	SSIM	VCM 增量
全局直方图均衡	0.009	4.422	-0.023	0.796	0.999	18.883
MSR	0.076	11.469	-0.217	0.609	0.992	40.905
MSRCR	0.019	17.305	-0.057	0.708	0.998	32.720
Tan 等 ^[43]	0.068	12.567	-0.169	0.557	0.992	49.769
Fattal 等 ^[44]	0.025	16.124	-0.074	0.805	0.997	16.020
He 等 ^[45]	0.037	13.240	-0.144	0.788	0.995	23.938
Tarel 等 ^[52]	0.019	16.025	-0.076	0.691	0.998	49.792
Nishino 等 ^[50]	0.047	11.228	-0.230	0.628	0.994	57.064

去雾算法	e	\bar{r}	σ (%)	I_{valid} 增量	直方图相关系数
全局直方图均衡	-0.050	1.475	1.348	0.043	-0.033
MSR	0.001	2.156	0.177	0.011	0.215
MSRCR	-0.569	1.922	0.191	0.010	0.129
Tan 等 ^[43]	-0.089	2.172	1.836	0.031	-0.028
Fattal 等 ^[44]	-0.059	1.287	0.641	0.026	0.818
He 等 ^[45]	-0.050	1.476	1.348	0.027	0.878
Tarel 等 ^[52]	0.237	1.757	0.000	-0.007	0.074
Nishino 等 ^[50]	0.178	2.212	0.000	0.019	0.349

4 总结与展望

目前为止, 研究人员主要从两个方向来研究图像去雾这一问题: 基于图像增强的方向和基于物理模型的方向.

图像增强方向的去雾方法并不考虑有雾空气使图像退化降质的实际物理过程, 而是针对降质后的图像本身, 用图像处理办法提高图像的对比度, 突出图像的特征, 提高图像的视觉效果和便于计算机视觉系统对图像的分析 and 处理. 图像去雾领域早期的研究者们大多数都是从这个方向入手, 因为这类方法可以在现有的成熟图像处理方法的基础上, 根据图像去雾这一领域的特定条件, 作相应的应用. 由于很多图像处理方法在其他领域已经发展到一定高度, 已经被广泛应用于实用的计算机视觉系统之中, 这类方法普遍比较成熟高效, 处理的结果也能满足系统对处理后图像的清晰度需求. 但是这类方法并不能适应不同的场景和图像, 尤其是景物深度变化较多的图像, 而且更重要的是, 这类方法立足于对图像的增强, 并不考虑雾气降质的过程, 只能有限地提高图像清晰度, 并不能把雾气“去除”以复原景物的本来面貌, 使图像失真, 处理后图像观赏性较低, 也不利于计算机视觉系统对图像的后续处理.

由此, 后来研究人员普遍对基于物理模型的方法表现出浓厚的兴趣, 这个方向的关键是从物理上研究雾气降质图像的机制, 构建出相应的物理模型, 在了解雾气对视觉系统的影响本质后, 再把雾气对图像的影响抵消和去除. 起初这类方法需要借助特定的仪器设备, 或者需要景物的三维模型, 因此使用

的范围受到了很大的限制, 不能用于现有的图像处理. 近几年出现了几种基于物理模型的单幅现有图像处理方法, 尤其 He 获得 CVPR 09 最佳论文奖的文章, 提出暗原色先验理论, 使针对已有单幅的图像去雾的研究有了突破性的进展. 目前, 基于物理模型的方法已经可以针对已有的单幅图像作出比较理想的处理, 而且这类方法普遍能够对深度变化较大的图像作出有效的处理, 复原的图像与原景物较接近, 特征明显, 视觉效果良好. 但这类方法普遍需要根据不同的图片进行测试, 根据测试结果对较多的进行手动的参数调整, 并不能自动地进行处理, 而且大多需要较大量的运算, 时间和空间复杂度较高, 并不能实现实时处理.

另外, 对于图像去雾算法的客观评价体系并不完善, 目前研究人员对算法优劣的评判主要是通过主观手段, 把不同算法的处理后图像罗列出来, 与原图像以及其他算法的处理结果进行主观的比较, 以此评判算法的处理效果, 而很少有客观定量的分析来证明算法的优劣. 本文使用多个常用的图像质量评测方法和若干个针对图像去雾算法的客观评测方法对各个典型的去雾算法进行评测, 评测结果虽然能一定程度上反映算法的特点, 但是却不能一致地评测出算法的优劣性.

综上, 在图像去雾领域以后的研究工作中, 研究人员应该重点在以下几个方面作研究和改进:

首先, 要提高算法的自适应调整能力. 目前的算法并不能保证适用于所有的场景或图像, 或者需要手动调整参数. 然而, 很多的计算机视觉系统, 比如

安全监控系统和军事侦察系统等都要求算法自动地对不同的图像进行处理, 而不需要或者需要很少的人工调整. 理想的去雾算法应该能自动地分析单幅有雾图像的数据, 针对不同的场景和不同的天气状况作出自适应的调整, 满足不同场景的去雾和图像清晰化需求.

其次, 去雾算法处理的质量还有待提高. 目前的图像去雾技术仍或多或少地存在失真, 尤其是在对浓雾图像的处理中这个问题尤为突出. 理想的去雾算法应该能够根据降质图像中所包含的信息, 尽可能地还原出被雾气降质之前的景物, 既能突出景物特征以满足计算机视觉系统处理的需求, 也能提高图像的观赏性. 现有的算法还不能在绝大多数的图像中满足这一要求. 因此, 去雾算法的性能还有待研究人员的进一步改进.

再次, 去雾算法的复杂度仍有待降低. 安全监控系统、军事侦察系统等计算机视觉系统都往往要求图像处理算法具有比较高的实时性, 但是, 现有的去雾算法, 尤其是单幅图像去雾质量较好的算法, 都普遍存在时空复杂度过高的问题. 理想的去雾算法应该是可以应用于大幅图像的实时处理的, 这要求去雾算法在保证去雾质量的同时, 时间和空间复杂度有较大幅度的降低, 或者利用硬件加速, 加速处理去雾算法中经常出现的大量复杂数据处理问题.

最后, 去雾算法的客观评测方法需要研究人员的建立和完善. 目前, 研究人员对图像去雾算法的评测还偏重于主观评测, 并没有结果一致的、得到研究人员普遍认可的针对图像去雾算法的客观评测体系. 现有的客观评测方法并不能一致地评价去雾算法的优劣, 为对算法性能的评估带来了很大不便. 因此, 建立一个针对图像去雾领域的标准化客观评测体系将会是以后图像去雾研究的一个方向.

References

- Gonzalez R C, Woods R E. *Digital Image Processing*. Reading, MA: Addison-Wesley, 1992.
- Nayar S K, Narasimhan S G. Vision in bad weather. In: *Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision*. Kerkyra: IEEE, 1999, **2**: 820–827
- Narasimhan S G, Nayar S K. Vision and the atmosphere. *International Journal of Computer Vision*, 2002, **48**(3): 233–254
- Narasimhan S G, Nayar S K. Contrast restoration of weather degraded images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(6): 713–724
- Narasimhan S G, Nayar S K. Removing weather effects from monochrome images. In: *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2001)*. Kauai: IEEE, 2001, **2**: II-186–II-193
- Hautière N, Tarel J P, Lavenant J, Aubert D. Automatic fog detection and estimation of visibility distance through use of an onboard camera. *Machine Vision and Applications*, 2006, **17**(1): 8–20
- Kim T K, Paik J K, Kang B S. Contrast enhancement system using spatially adaptive histogram equalization with temporal filtering. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 1998, **44**(1): 82–87
- Stark J A. Adaptive image contrast enhancement using generalizations of histogram equalization. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, **9**(5): 889–896
- Kim J Y, Kim L S, Hwang S H. An advanced contrast enhancement using partially overlapped sub-block histogram equalization. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2001, **11**(4): 475–484
- Eriksson A, Capi G, Doya K. Evolution of meta-parameters in reinforcement learning algorithm. In: *Proceedings of the 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2003. Las Vegas: IEEE, 2003. **1**, 412–417
- Seow M J, Asari V K. Ratio rule and homomorphic filter for enhancement of digital colour image. *Neurocomputing*, 2006, **69**(7–9): 954–958
- Russo F. An image enhancement technique combining sharpening and noise reduction. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2002, **51**(4): 824–828
- Dippel S, Stahl M, Wiemker R, Blaffert T. Multiscale contrast enhancement for radiographies: Laplacian pyramid versus fast wavelet transform. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2002, **21**(4): 343–353
- Land E H. The retinex theory of color vision. *Scientific America*, 1977, **237**(6): 108–128
- Land E H. The retinex. *American Scientist*, 1964, **52**(2): 247–264
- Land E H, McCann J J. Lightness and retinex theory. *Journal of the Optical society of America*, 1971, **61**(1): 1–11
- Land E H. Recent advances in retinex theory and some implications for cortical computations: color vision and the natural image. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 1983, **80**(16): 5163–5169
- Frankle J A, McCann J J. Method and Apparatus for Lightness Imaging: USA. Patent 4384336, May 1983.
- Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. Properties and performance of a center/surround retinex. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, **6**(3): 451–462
- Land E H. An alternative technique for the computation of the designator in the retinex theory of color vision. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 1986, **83**(10): 3078–3080
- Rahman Z, Jobson D J, Woodell G A. Multi-scale retinex for color image enhancement. In: *Proceedings of the 1996 International Conference on Image Processing*. Lausanne: IEEE, 1996, **3**: 1003–1006
- Rui Yi-Bin, Li Peng, Sun Jin-Tao. Method of removing fog effect from images. *Computer Applications*, 2006, **26**(1): 154–156
(芮义斌, 李鹏, 孙锦涛. 一种图像去薄雾方法. 计算机应用, 2006, **26**(1): 154–156)
- Rahman Z, Jobson D J, Woodell G A. Retinex processing for automatic image enhancement. *Journal of Electronic Imaging*, 2004, **13**(1): 100–110

- 24 Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. Retinex image processing: improved fidelity to direct visual observation. In: Proceedings of the 1996 Color and Image Conference. Society for Imaging Science and Technology, 1996(1): 124–125
- 25 Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, **6**(7): 965–976
- 26 Rahman Z, Woodell G A, Jobson D J. A comparison of the multiscale retinex with other image enhancement techniques. In: Proceedings of the 1997 IS AND T Annual Conference. The Society for Image Science and Technology, 1997. 426–431
- 27 Joshi K R, Kamathe R S. Quantification of retinex in enhancement of weather degraded images. In: Proceedings of the 2008 International Conference on Audio, Language, and Image Processing, 2008. Shanghai: IEEE, 2008. 1229–1233
- 28 Oakley J P, Satherley B L. Improving image quality in poor visibility conditions using a physical model for contrast degradation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, **7**(2): 167–179
- 29 Tan K K, Oakley J P. Physics-based approach to color image enhancement in poor visibility conditions. *Journal of the Optical Society of America A*, 2001, **18**(10): 2460–2467
- 30 Kopeika N S. General wavelength dependence of imaging through the atmosphere. *Applied Optics*, 1981, **20**(9): 1532–1536
- 31 Minnaert M G J. *The Nature of Light and Colour in the Open Air*. Courier Dover Publications, 1954.
- 32 McCartney E J. *Optics of the Atmosphere: Scattering by Molecules and Particles*. New York: John Wiley and Sons, Inc., 1976.
- 33 Hautière N, Tarel J P, Aubert D. Towards fog-free in-vehicle vision systems through contrast restoration. In: Proceedings of the 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. Minneapolis, MN: IEEE, 2007. 1–8
- 34 Kopf J, Neubert B, Chen B, Cohen M F, Cohen-Or D, Deussen O, Uyttendaele M, Lischinski D. Deep photo: model-based photograph enhancement and viewing. In: Proceedings of the 2008 ACM Transactions on Graphics (TOG). New York, NY, USA: ACM, 2008, **27**(5): Article No. 116
- 35 Narasimhan S G, Nayar S K. Interactive (de) weathering of an image using physical models. In: Proceedings of the 2003 IEEE Workshop on Color and Photometric Methods in Computer Vision. France, IEEE, 2003. 6(6.4): 1
- 36 Sun Yu-Bao, Xiao Liang, Wei Zhi-Hui, Wu Hui-Zhong. Method of defogging image of outdoor scenes based on PDE. *Journal of System Simulation*, 2007, **19**(16): 3739–3744
(孙玉宝, 肖亮, 韦志辉, 吴慧中. 基于偏微分方程的户外图像去雾方法. 系统仿真学报, 2007, **19**(16): 3739–3744)
- 37 Narasimhan S G, Nayar S K. Chromatic framework for vision in bad weather. In: Proceedings of the 2000 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head Island, SC: IEEE, 2000, **1**: 598–605
- 38 Schechner Y Y, Narasimhan S G, Nayar S K. Instant dehazing of images using polarization. In: Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Kauai, HI: IEEE, 2001, **1**: I-325–I-332
- 39 Schechner Y Y, Narasimhan S G, Nayar S K. Polarization-based vision through haze. *Applied Optics*, 2003, **42**(3): 511–525
- 40 Namer E, Schechner Y Y. Advanced visibility improvement based on polarization filtered images. In: Proceedings of the 2005 Optics & Photonics. International Society for Optics and Photonics, 2005, **5888**: 36–45
- 41 Shwartz S, Namer E, Schechner Y Y. Blind haze separation. In: Proceedings of the 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2006, **2**: 1984–1991
- 42 Schechner Y Y, Averbuch Y. Regularized image recovery in scattering media. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, **29**(9): 1655–1660
- 43 Tan R T. Visibility in bad weather from a single image. In: Proceedings of the 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, AK: IEEE, 2008. 1–8
- 44 Fattal R. Single image dehazing. In: Proceedings of the 2008 ACM Transactions on Graphics (TOG). New York, NY, USA: ACM, 2008, **27**(3): Article No. 72
- 45 He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, **33**(12): 2341–2353
- 46 Gibson K B, Nguyen T Q. On the effectiveness of the dark channel prior for single image dehazing by approximating with minimum volume ellipsoids. In: Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP). Prague: IEEE, 2011. 1253–1256
- 47 Shi De-Fei, Li Bo, Ding Wen, Chen Qi-Mei. Haze removal and enhancement using transmittance-dark channel prior based on object spectral characteristic. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(12): 2064–2070
(史德飞, 李勃, 丁文, 陈启美. 基于地物波谱特性的透射率—暗原色先验去雾增强算法. 自动化学报, 2013, **39**(12): 2064–2070)
- 48 He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering. In: Proceedings of the 2010 European Conference on Computer Vision—ECCV. Berlin Heidelberg: Springer, 2010. 1–14
- 49 Kratz L, Nishino K. Factorizing scene albedo and depth from a single foggy image. In: Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Computer Vision, 2009. Kyoto: IEEE, 2009. 1701–1708
- 50 Nishino K, Kratz L, Lombardi S. Bayesian defogging. *International Journal of Computer Vision*, 2012, **98**(3): 263–278
- 51 Wang Duo-Chao, Wang Yong-Guo, Dong Xue-Mei, Hu Xi-Yuan, Peng Si-Long. Single image dehazing based on Bayesian framework. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2010, **22**(10): 1756–1761
(王多超, 王永国, 董雪梅, 胡晰远, 彭思龙. 贝叶斯框架下的单幅图像去雾算法. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, **22**(10): 1756–1761)
- 52 Tarel J P, Hautiere N. Fast visibility restoration from a single color or gray level image. In: Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Computer Vision, 2009. Kyoto: IEEE, 2009. 2201–2208
- 53 Ancuti C, Bekaert P. Effective single image dehazing by fusion. In: Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2010. Hong Kong, China: IEEE, 2010. 3541–3544

- 54 Li Quan-He, Bi Du-Yan, Xu Yue-Lei, Zha Yu-Fei. Haze degraded image scene rendition. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(4): 744–750
(李权合, 毕笃彦, 许悦雷, 查宇飞. 雾霾天气下可见光图像场景再现. *自动化学报*, **40**(4): 744–750)
- 55 Fang F, Li F, Yang X M, Shen C M. Single image dehazing and denoising with variational method. In: Proceedings of the 2010 International Conference on Image Analysis and Signal Processing (IASP). Xiamen, China: IEEE, 2010. 219–222
- 56 Matlin E, Milanfar P. Removal of haze and noise from a single image. In: Proceedings of the 2012 IS & T/SPIE Electronic Imaging. International Society for Optics and Photonics. 2012. 82960T-82960T-12
- 57 Dabov K, Foi A, Katkovnik V, Egiazarian K. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(8): 2080–2095
- 58 Ding M, Tong R F. Efficient dark channel based image dehazing using quadrees. *Science China Information Sciences*, 2012, **56**(9): 1–9
- 59 Zhu Q Z, Heng P A, Shao L, Li X L. A novel segmentation guided approach for single image dehazing. In: Proceedings of the 2013 IEEE International Conference Robotics and Biomimetics (ROBIO). Shenzhen: IEEE, 2013. 2414–2417
- 60 Pei S C, Lee T Y. Nighttime haze removal using color transfer pre-processing and dark channel prior. In: Proceedings of the 19th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Orlando, FL: IEEE, 2012. 957–960
- 61 Reinhard E, Adhikhmin M, Gooch B, Shirley P. Color transfer between images. *IEEE Transactions on Computer Graphics and Applications*, 2001, **21**(5): 34–41
- 62 Schettini R, Gasparini F, Corchs S, Marini F, Capra A, Castorina A. Contrast image correction method. *Journal of Electronic Imaging*, 2010, **19**(2): 023005
- 63 Yu J, Liao Q M. Fast single image fog removal using edge-preserving smoothing. In: Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Prague: IEEE, 2011. 1245–1248
- 64 Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images. In: Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision. Bombay: IEEE, 1998. 839–846
- 65 Xiao C X, Gan J J. Fast image dehazing using guided joint bilateral filter. *The Visual Computer*, 2012, **28**(6–8): 713–721
- 66 Kopf J, Cohen M F, Lischinski D, Uyttendaele M. Joint bilateral upsampling. *ACM Transactions on Graphics*, 2007, **26**(3): Article No. 96, doi: 10.1145/1276377.1276497
- 67 Petschnigg G, Szeliski R, Agrawala M, Cohen M, Hoppe H, Toyama K. Digital photography with flash and no-flash image pairs. *The 2004 ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2004, **23**(3): 664–672
- 68 Feng C, Zhuo S J, Zhang X P, Shen L, Süssstrunk S. Near-infrared guided color image dehazing. In: Proceedings of the 20th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Melbourne, MC: IEEE, 2013. 2363–2013
- 69 Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A, Hines G D. A comparison of visual statistics for the image enhancement of foresite aerial images with those of major image classes. In: Proceedings of the 2006 Defense and Security Symposium. International Society for Optics and Photonics. Visual Information Processing XV: SPIE, 2006. 624601–624601-8
- 70 Wang Z, Bovik A C. A universal image quality index. *IEEE Signal Processing Letters*, 2002, **9**(3): 81–84
- 71 Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, Simoncelli E P. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, **13**(4): 600–612
- 72 Wang Z, Simoncelli E P, Bovik A C. Multiscale structural similarity for image quality assessment. In: Proceedings of the Conference Record of the 37th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers. Pacific Grove: IEEE, 2003, **2**: 1398–1402
- 73 Hautière N, Tarel J P, Aubert D, Dumont É. Blind contrast enhancement assessment by gradient ratioing at visible edges. *Image Analysis & Stereology Journal*, 2008, **27**(2): 87–95
- 74 Guo Fan, Cai Zi-Xing. Objective assessment method for the clearness effect of image defogging algorithm. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(9): 1410–1419
(郭璠, 蔡自兴. 图像去雾算法清晰化效果客观评价方法. *自动化学报*, 2012, **38**(9): 1410–1419)
- 75 Li Da-Peng, Yu Jing, Xiao Chuang-Bai. No-reference quality assessment method for defogged images. *Journal of Image and Graphics*, 2011, **16**(9): 1753–1757
(李大鹏, 禹晶, 肖创柏. 图像去雾的无参考客观质量评测方法. *中国图象图形学报*, 2011, **16**(9): 1753–1757)



吴迪 上海交通大学软件学院硕士研究生. 中国科学院深圳先进技术研究院客座学生. 主要研究方向为计算机视觉与机器学习.

E-mail: gandwudi@hotmail.com

(**WU Di** Master student at the School of Software, Shanghai Jiao Tong University and visiting student at Shen-

zhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers computer vision and machine learning.)



朱青松 中国科学院深圳先进技术研究院医疗机器人与微创手术器械研究中心副研究员. 2010 年获中国科学技术大学硕士学位. 主要研究方向为机器人视觉技术基础研究, 核与支持向量机, 统计模式识别, 机器学习, 图灵测试与图灵自动机以及图像引导微创手术机器人. 本文通信作者. E-mail: qs.zhu@siat.ac.cn

(**ZHU Qing-Song** Associate professor at the Research Center for Medical Robotics and Minimally Invasive Surgical Devices, Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences. He received his master degree from University of Science and Technology of China (USTC) in 2010. His research interest covers robotics vision technology, kernel and support vector machine, statistical pattern recognition, machine learning, Turing automaton, and image-guided minimally invasive neurosurgery robot. Corresponding author of this paper.)