

DOI: 10.13382/j.jemi.B2002994

夜间图像去雾研究综述与展望^{*}

沈 琛^{1,2} 曹风云^{1,3} 杨雪洁¹

(1. 合肥师范学院 计算机学院 合肥 230601; 2. 安徽大学 电子信息工程学院 合肥 230061;
3. 合肥师范学院 电子信息系统仿真设计安徽省重点实验室 合肥 230601)

摘 要:夜间图像去雾技术是图像处理和计算机视觉领域的研究热点,对航空航天、自动驾驶、交通监控等领域具有十分重要的意义。综合了近年来夜间图像去雾技术的国内外研究工作,分别从基于物理模型的传统方法和基于深度学习的方法两方面对近年来提出的典型方法进行归纳和总结,详细阐述了现有方法的优势和不足,并对一些典型的夜间去雾方法分别从主观评价和客观评价两方面进行了比较和分析。最后,展望了夜间图像去雾技术的未来研究方向,并给出了一些建议。

关键词:夜间去雾;大气散射模型;深度学习;图像质量评测

中图分类号: TN391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

Review and prospect of nighttime haze removal

Shen Chen^{1,2} Cao Fengyun^{1,3} Yang Xuejie¹

(1. School of Computer, Hefei Normal University, Hefei 230601, China; 2. School of Electronics and Information, Anhui University, Hefei 230061, China; 3. Anhui Province Key Laboratory of Simulation and Design for Electronic Information System, Hefei Normal University, Hefei 230601, China)

Abstract: Removing nighttime haze technique is a research hotspot in both digital image processing and computer vision, which is of great significance in the fields of aerospace, autonomous driving and traffic monitoring. Surveyed the domestic and foreign research on nighttime image defogging in recent years, summarized from the viewpoint of the traditional methods based on physical models and the method based on deep learning. After that, illustrated those algorithms in detail and then characterized their strengths and limitations, followed by comparison and analysis from subjective and objective evaluation respectively. Finally, future research directions were prospected and some suggestions were given.

Keywords: nighttime haze removal; atmospheric scattering model; deep learning; image quality assessment

0 引 言

图像去雾技术是一个跨学科的前沿性课题^[1],具有广阔的应用前景。在雾、霾等天气下,户外监控系统、车牌自动拍照系统等图像采集设备所捕获的图像的色彩和对比度大幅下降,尤其在夜间,由于光照不均,大气中悬浮的微小颗粒对光的吸收和散射更加严重,直接造成图像细节丢失、颜色偏移等现象,从而无法准确识别图像信

息,这对航空航天、飞机和车辆的自动驾驶、交通监控尤其是高速路面监控等带来了严重的影响^[2-4]。因此,夜间图像去雾的研究具有非常重要的意义,也是去雾技术研究中的难点。

近年来,国内外已有众多的研究机构、学者从多个方面对图像去雾技术进行了研究,并取得了显著的成果。根据输入的图像数量,可以将现有的去雾算法分为基于多幅图像^[5-9]和基于单幅图像^[10-14]两大类。基于多幅图像的去雾算法需要不同的天气条件下的多幅图像^[5-6],或

收稿日期: 2020-03-05 Received Date: 2020-03-05

^{*} 基金项目:安徽省自然科学基金青年基金(1708085QF157)、安徽省高校优秀青年人才项目(gxyq2019068,gxyq2017050)、电子信息系统仿真设计安徽省重点实验室开放基金项目(2019ZDSYSZY06)资助

者通过偏振镜得到极化状态不同的多幅图像^[7-9],这类算法由于难以获取所需的图像,在实际中应用较少。基于单幅图像的去雾算法以基于大气散射物理模型和先验信息的方法效果最佳,也是最常用的。Tan^[10]将波长和对比度降质关系相结合,利用最大化图像的局部对比度进行去雾;Fattal^[11]提出光的传输与场景目标表面阴影具有局部不相关的假设,通过估计场景照度来推导传播图进行去雾;He 等^[12]通过统计大量无雾图片发现暗通道先验的规律,提出基于暗通道先验的去雾方法,这种算法去雾效果较好,具有里程碑的意义。这几种算法主要是通过估计大气光值和透射率来构建模型,能够较好地复原白天的有雾图像,如果直接用于光照不均、颜色失真、噪声大的夜间有雾图像,则去雾效果不明显。但是这些方法,尤其是文献[12]的暗通道先验在很大程度上也启发了学者对夜间去雾的研究。

早期的研究是通过的夜晚低照度图像进行增强来去雾,如 Ngo 等^[15]通过将非线性增强的可见光和近红外图像融合来获取夜间图像的细节。Zhang 等^[16]通过传递近红外图像的纹理及对比度的信息来增强图像中暗区域的细节。Yu 等^[17]提出一种基于颜色恒定性的方法来增强低照度图像的可见性。虽然有一定效果,但这些方法没有考虑夜间图像的照明效果,因此会丢失图像中过亮区域的细节,去雾效果不好。与白天图像的均匀大气光不同的是,夜间图像的光源主要为可见光源,如路灯、车灯、建筑物灯等,整体的亮度较低,因此,夜间去雾需要考虑 3 个关键问题:1) 由于这些光源的存在,离光源近的区域光照充足,反之,光照不足,因此大气光不再是均匀的,图像会出现光照不均;2) 光源的颜色决定了颜色自然度和去雾效果;3) 亮度不足和噪声大导致图像细节损失严重。Pei 等^[18]在暗通道先验的基础上,2012 年首次提出通过颜色转换针对夜间有雾图像进行复原的算法,并取得了较好的效果。之后越来越多的研究者投入到针对夜间去雾的研究中,提出了一些有效的算法。本文主要对近十年针对夜间去雾技术的相关研究进行归纳和总结,详细阐述了现有方法的优势和不足,并结合主观评价和客观评价对几种典型算法进行分析和总结,最后对未来的研究方向进行了展望。

1 研究基础及研究现状

1.1 研究基础

1) 雾天图像退化模型

1976 年,McCartney 在 Mie 大气散射理论基础上,提出了著名的大气散射模型^[19],后来,Narasimhan 等^[6,20-21]对该模型做了总结,如图 1 所示。可以看出有雾图像的

退化原因如下:(1)所拍摄的目标入射光线(实线箭头)发生衰减;(2)环境光(虚线箭头)进入成像光路,附加在了所拍摄的图像上。这两方面可以用入射光衰减模型和大气光成像模型来描述,该模型导致了有雾图像颜色衰退、对比度降低,因此,是了解有雾图像退化机理以及对图像进行复原的理论依据。

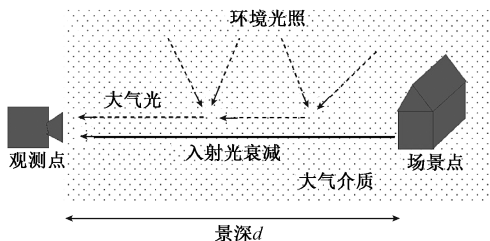


图 1 有雾条件下的大气散射模型^[6]

Fig. 1 Physical atmospheric scattering under foggy conditions^[6]

入射光衰减模型描述的是由于大气中悬浮微粒的散射、吸收作用,入射光从拍摄目标传播到观测点过程中发生衰减。假设大气中一束光穿过一个厚度为 dx 、横截面积为 1 的薄片,如图 2 所示。

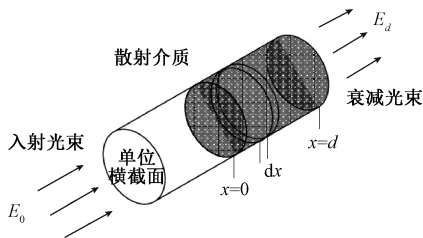


图 2 入射光衰减模型^[20-21]

Fig. 2 Attenuation model of incident light^[20-21]

则该光束的辐照强度在 x 处的微小变化量为:

$$\frac{dE(x, \lambda)}{E(x, \lambda)} = -\beta(\lambda) dx \quad (1)$$

对式(1)两边同时取积分,且 x 的变化范围为 $x \in [0, d]$, d 表示景深,即从观测点到场景点之间的场景深度,可得:

$$E(d, \lambda) = E_0(\lambda) e^{-\int_0^d \beta(\lambda) dx} \quad (2)$$

式中: $\lambda \in \{r, g, b\}$ 表示颜色通道, $E_0(\lambda)$ 是 $x=0$ 处的入射光辐射强度,即未经过衰减之前的辐照强度。 $\beta(\lambda)$ 是大气的散射系数。该式与 Bouguer's 指数衰减规律表达式一致,假设大气介质均匀,则 $\beta(\lambda)$ 为常数,式(2)可简化为:

$$E(d, \lambda) = E_0(\lambda) e^{-\beta(\lambda)d} \quad (3)$$

可以看出,观测目标的入射光会随着传播路径 d 的增大而发生衰减。

大气光成像模型描述的是环境光发生散射而改变原

来的传播路径,一部分进入成像光路中,与从拍摄目标传播到观测点中的入射光一起附加在了所拍摄的图像上。这部分光称为大气光,主要由直射的太阳光、由地面反射的光以及散射的天空光等。

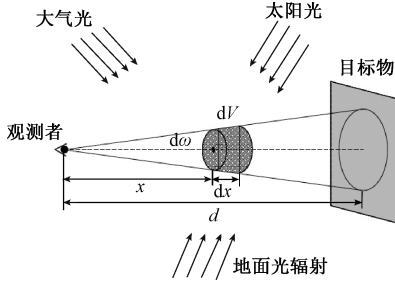


图 3 大气光成像模型^[20-21]

Fig. 3 Atmospheric light imaging mode^[20-21]

假设观测范围内大气光是恒定一致的,将切面与水平方向的夹角用 $d\omega$ 来表示,如图 3 所示,将观测目标与观测点之间距离为 d 的一个锥体的截断可以看成是大气光源,则在距离观测点 x 处选取一个无穷小体积微元 dV 表示为:

$$dV = d\omega x^2 dx \quad (4)$$

该体积微元 dV 因散射而传播到观测点的光通量表示为:

$$dI(x, \lambda) = dV k \beta(\lambda) = d\omega x^2 dx k \beta(\lambda) \quad (5)$$

比例常数 k 描述了传播路径周围大气光亮度。

若将 dV 看作是亮度为 $dI(x, \lambda)$ 的光源,则根据 Allard 的入射光衰减法则^[22],得到此光源经过大气传播衰减后在观测点所产生的辐照度 $dE(x, \lambda)$ 和光强 $dA(x, \lambda)$ 可表示为:

$$dE(x, \lambda) = \frac{dI(x, \lambda) e^{-\beta(\lambda)x}}{x^2} \quad (6)$$

$$dA(x, \lambda) = \frac{dE(x, \lambda)}{d\omega} = \frac{dI(x, \lambda) e^{-\beta(\lambda)x}}{d\omega x^2} \quad (7)$$

将式(6)和(7)代入,并对两边在 $x \in [0, d]$ 上进行积分,得到从观测目标到观测点之间景深为 d 的总辐照强度为:

$$A(d, \lambda) = k(1 - e^{-\beta(\lambda)d}) \quad (8)$$

当观测目标到观测点之间无穷远时,即 $d \rightarrow \infty$,可以求得 $A(d, \lambda) = A(\infty, \lambda) = A_\infty(\lambda) = k$, 是大气光辐照强度最大值,因此式(8)重新表述为:

$$A(d, \lambda) = A_\infty(\lambda)(1 - e^{-\beta(\lambda)d}) \quad (9)$$

可以看出,大气光会随着传播路径 d 的增大而增大。

在雾天情况下,雾天图像退化模型和大气光成像模型是同时存在的^[23],因此,观测点接收到得辐照光强是两部分之和,即:

$$I(d, \lambda) = E_0(\lambda) e^{-\beta(\lambda)d} + A_\infty(\lambda)(1 - e^{-\beta(\lambda)d}) \quad (10)$$

为了方便进一步研究,将式(10)简化为:

$$I(x) = J(x)t(x) + A(1 - t(x)) \quad (11)$$

其中, $I(x)$ 是观测点接收到的辐照强度,即输入的有雾图像, x 表示像素坐标, $J(x) = E_0(\lambda)$ 表示观测目标处的辐照强度,即去雾后的复原图像, $t(x) = e^{-\beta(\lambda)d}$ 表示光线的透射率,即光线在雾中的穿透能力,取值在 $0 \sim 1$, $A = A_\infty(\lambda)$ 表示大气光,即观测目标到观测点之间无穷远处的光照强度。

为了建立适用于夜间去雾算法的模型,将式(11)改写为:

$$I^\lambda(i) = J^\lambda(i)t(i) + A^\lambda(i)(1 - t(i)) = R^\lambda(i)A^\lambda(i)t(i) + A^\lambda(i)(1 - t(i)) \quad (12)$$

式中: $\lambda \in \{r, g, b\}$ 表示图像的颜色通道; i 表示像素的位置; I^λ 表示带雾图像; J^λ 表示复原的无雾图; A^λ 表示大气光值; t 为透射率; R^λ 为反射率,即反射光与入射光之比,它与物体表面的反射特性有关。

2) 暗通道先验去雾

He 等^[12]在 2009 年提出了暗通道先验规律(DCP), DCP 规律指出,在无雾天气情况下,对于绝大多数的非天空的局部区域中,至少在一个颜色通道上有像素点的亮度值很小甚至趋近于 0,描述为:

$$J^{dark}(i) = \min_{\lambda \in \{r, g, b\}} (\min_{j \in \Omega(i)} (J^\lambda(j))) \quad (13)$$

式中: J^λ 表示原始图像 J 的颜色通道; $\Omega(i)$ 是以 i 处的像素点为中心的局部区域; j 表示 $\Omega(i)$ 内的任一个像素点; J^{dark} 被称为原图像的暗通道图像,除了天空区域以外, J^{dark} 的值很小且趋于 0。

利用 DCP 规律可估算出大气光值 A ,即确定各个像素点的亮度值中数值为前 0.1% 的像素点,找到这些点所对应的有雾区域中的最大值。

利用 DCP 规律还可得到传输图的预估值:

$$t(i) = 1 - \omega \min_{\lambda \in \{r, g, b\}} \left(\min_{j \in \Omega(i)} \left(\frac{I^\lambda(j)}{A^\lambda} \right) \right) \quad (14)$$

式中: ω ($0 < \omega \leq 1$) 表示为观测目标保留一定量雾气的常数; I^λ 是原始有雾图像; A 为大气光,即通过 DCP 规律得到的有雾区域中的最大强度。这是粗略传播图估计,然后利用 soft 抠图^[24]进行细化,进而得到复原图像。后来 He 等^[25]又提出了引导滤波器替代 soft 抠图算法,降低了空间复杂度,大幅提高了计算效率,具有较好的去雾效果,为夜间去雾技术提供了很好地基础。

1.2 夜间图像去雾研究现状

1) 传统的夜间去雾算法

基于传统的夜间去雾算法大多是基于雾天图像退化模型和暗通道先验求出大气光值和传输图。但对于夜间图像去雾而言,由于受到不同颜色的可见光源的影响,上述雾天退化模型中的大气光参数 A 是局部变化的,因此

有些算法是在大气散射模型基础上进行预处理,或者在该模型基础上建立适用于夜间去雾的新模型,然后利用暗通道先验反演出图像的退化过程,从而获得复原的无雾图像的最优估计值,达到去雾效果。

Pei 等^[26]为了能够有效地利用暗通道,根据 Reinhard 等^[27]提出的颜色转移方法,通过对输入的有雾图像进行统计校正,改变原图像的颜色特征,使夜间雾天图像具有白天图像的颜色属性,然后再进行去雾,流程如图 4 所示。

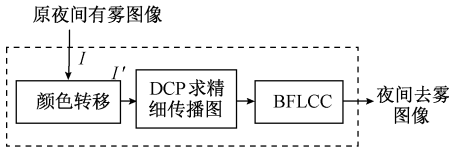


图 4 Pei 算法流程^[26]

Fig. 4 Flow chart of Pei^[26]

首先,利用颜色转移法将原图像从 RGB 空间转换到 LMS 空间:

$$\begin{bmatrix} L \\ M \\ S \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.3811 & 0.5783 & 0.0402 \\ 0.1967 & 0.7244 & 0.0782 \\ 0.0241 & 0.1228 & 0.8444 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (15)$$

这个颜色空间中的数据显示了大量的偏差,需要将数据转化为对数空间来消除,这样夜间有雾图像可以具有白天清晰图像的平均色调和亮度,最后将结果转换回 RGB 空间,获得输入图像。

$$\begin{bmatrix} R' \\ G' \\ B' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.5773 & 0.2621 & 11.3918 \\ 0.5773 & 0.6071 & -5.0905 \\ 0.5833 & -1.0628 & 0.4152 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} l' \\ a' \\ b' \end{bmatrix} \quad (16)$$

对原图像进行预处理后,原图像的颜色属性已转换成白天图像的颜色属性。然后,再利用 DCP 规律求得大气光值 A 和粗略传播图,通过引导滤波得到精细化传播图,从而求得复原图像。最后,为了增强除雾的鲁棒性,通过在局部对比度校正中使用双边滤波器 (BFLCC)^[28]来进行后处理,进一步提高除雾质量。这种方法可以获

得雾气图片的细节,但是,由于场景和成像条件不同,在预处理步骤中进行全局色彩转移方法容易丢失图像本身的颜色信息,可能会导致整体变灰。这种算法较依赖白天目标图像,稳健性较差,后处理耗时也较多。

Zhang 等^[29]在雾天图像退化模型基础上,首次考虑了夜间有雾图像的非均匀光照条件及可见光源的颜色特征,在雾天图像退化模型基础上,针对夜晚雾天图像提出了一种新的成像模型。

新的基于夜间雾天成像模型为:

$$I^A(i) = L(i)t^A(i)R^A(i)t(i) + L(i)t^A(i)(1-t(i)) \quad (17)$$

其中, I^A 、 t 、 R^A 与式(1) 的含义相同; L 表示到达 i 像素值的入射光强度; t^A 表示入射光的颜色特性。该算法流程如图 5 所示。

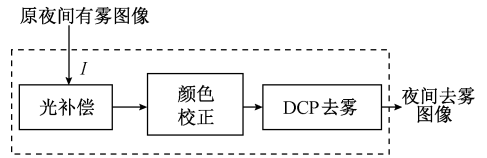


图 5 Zhang 算法流程^[29]

Fig. 5 Flow chart of Zhang^[29]

首先将式(17)改写为:

$$I^A(i) = L(i)\tilde{R}^A(i) \quad (18)$$

其中 $\tilde{R}^A(i) = t^A(i)R^A(i)t(i) + t^A(i)(1-t(i))$ 在文献中称为替代反射率,根据 Retinex 算法^[30]估计入射光并对入射光强度进行补偿,再通过伽马校正来平衡图像亮度,然后利用入射光的颜色特征进行颜色校正,最后利用 DCP 规律进行去雾。该算法得到的复原图像对比度提升明显,但由于没有考虑入射光的衰减,同时在伽马校正中的校正因子参数不能自适应,可能会导致去雾后的图像出现光晕明显、局部失真等问题。

Li 等^[31]除了考虑了夜间有雾图像的光照不均及可见光源的颜色特征,还首次考虑了可见光源发出的光经过多次散射后进入观测点所产生的光晕现象,如图 6 所示。

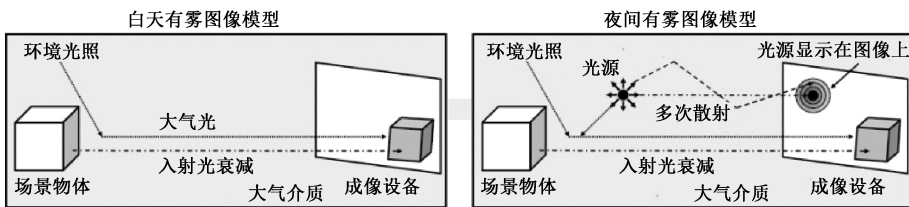


图 6 白天与夜间雾霾场景的成像模型示意图^[31]

Fig. 6 Daytime haze and Nighttime haze imaging models^[31]

通过添加大气点扩散函数 (APSF)^[32]来对可见光源

的发光效果进行模拟,将雾天图像退化模型改写为:

$$I^A(i) = J^A(i)t(i) + A^A(i)(1 - t(i)) + A_a(i) \cdot APSF \quad (19)$$

式中: A_a 表示可见光源, 将其强度与 $APSF$ 函数进行卷积, 从而在图像中产生光晕效果; 与雾天图像退化模型不同的是, 在这个模型中, A^A 不再是全局统一的, 可以随位置不同而变化。在这个新的模型中包括了入射光衰减项、大气光、光晕项 3 部分组成。

由于光晕层的亮度可能非常强, 以至于看不到光源附近的物体, 因此需要将光晕项分解出来并去除。先将模型改写为:

$$I(i) = J'(i) + G(i) \quad (20)$$

其中, $J'(i) = J(i)t(i) + A(1 - t(i))$ 代表夜间有雾图像, $G(i) = A_a(i) \cdot APSF$ 代表光晕项。由于可见光源有多个散射, 光晕的亮度是逐渐平滑的降低, 利用这种属性, 采用 Li 等^[31] 的相对平滑约束层次分解法将光晕项分解出来并去除, 如图 7 所示。

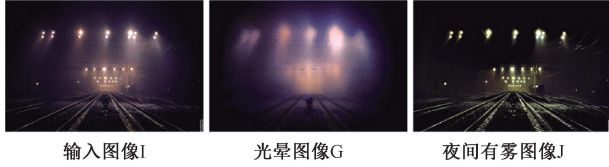


图 7 分解及去除光晕项的结果^[31]

Fig. 7 Glow decomposition results^[31]

最后, 对去除光晕后的图像利用 DCP 规律进行去雾, 得到复原图像。该算法对光晕影响较大的夜间有雾图像有较好的去雾效果, 但由于没有对光照进行补偿及亮度增强等处理, 去雾后的图像整体偏暗, 可能出现细节模糊。

Zhang 等^[33] 在文献[27]提出的夜间雾天成像模型基础上, 将夜间雾图转到 HSV 空间, 并将 V 通道图记为 $\ddot{i}$, 作为入射光强度的初始值, 然后基于 Retinex 理论估计入射光强度

$$\ddot{i} \cong \log(I^A(i)) = \log(L(i)) + \log(\tilde{R}^A(i)) \cong ll + rr \quad (21)$$

对 $\ddot{i}$ 进行引导滤波可以得到 ll , 代入式(21) 可以求出 rr , 再对 ll 和 rr 进行指数运算可以求得 L 和 $\tilde{R}^A$ 。然后对 L 进行伽马校正得到增强的有雾图像, 再对其进行颜色校正, 最后利用 DCP 理论和引导滤波进行去雾。该算法可以对夜间雾图的亮度增强, 颜色进行校正, 但是对光源附近处理较差, 失真严重, 且噪声较多。

杨爱萍等^[34] 和徐兴贵等^[35] 都是基于 Retinex 理论^[30] 结合暗通道先验进行去雾的。杨爱萍等^[34] 首先根据 Retinex 理论将雾气图像分为有雾输入图和有雾反射图, 将式(1)重新表述为:

$$I^A(i) = A^A(i) \times \tilde{R}^A(i) \quad (22)$$

式中: $A^A(i)$ 表示的是有雾入射图, 而 $\tilde{R}^A(i) = R^A(i)t(i) + 1 \times (1 - t(i))$ 表示的是有雾反射图。然后分别基于暗通道先验对有雾反射图进行去雾, 以及基于相机成像原理来计算无雾入射图, 最终合称为复原图像, 流程如图 8 所示。

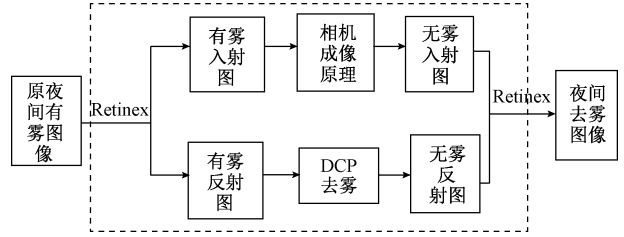


图 8 Yang 算法的流程^[34]

Fig. 8 Flow chart of Yang^[34]

由于有雾反射图表达式与白天有雾图像模型一致, 大气光值为 1, 因此可以视为入射光为白光的白天有雾图像, 利用 DCP 规律可以求得透射率, 从而得到无雾反射图。

对于有雾入射图, 根据相机成像的原理, 如图 9 所示。根据三角定理, GB 的值为:

$$GB = GC^2 + CB^2 - 2 \times GC \times CB \times \cos\theta \quad (23)$$

又由无雾反射图可以求得 $\cos\theta$, 通过式(23) 和 $\cos\theta$ 可以求得无雾入射图。最后基于 Retinex 理论可以求得夜间无雾图像。

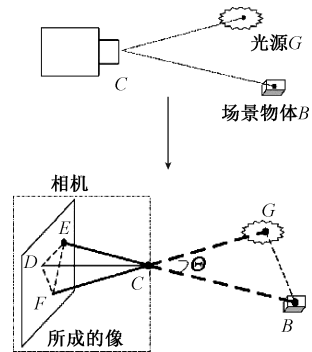
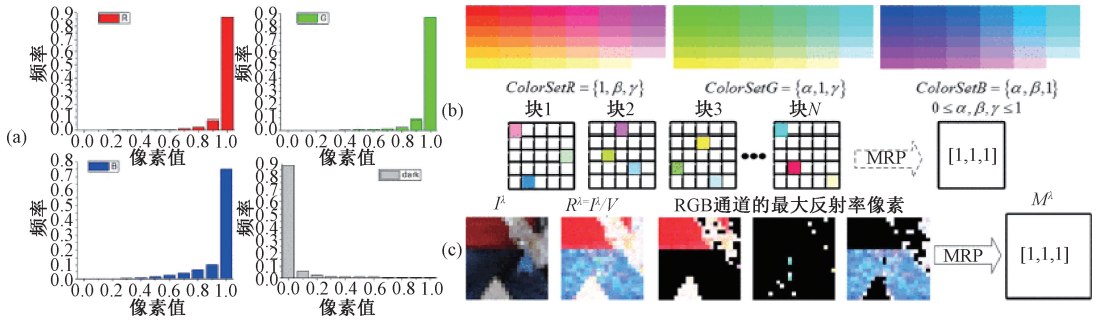


图 9 相机成像原理^[34]

Fig. 9 Theory of camera imaging^[34]

这种算法可以提高图像对比度, 但由于对无雾入射图和雾反射图的估计不够准确, 会使复原图出现大面积的暗区域。徐兴贵等^[35] 也是基于 Retinex 理论, 不同的是直接根据 DCP 规律求得透射率, 再根据所求得的透射率映射为全尺度的环绕函数从而求得环境光分量, 最后基于 Retinex 进行去雾。这种算法没有考虑夜间有雾图像的特点, 因此去雾效果不好。

Zhang 等^[36] 在文献[27]提出的新的夜间模糊成像模型的基础上, 首次利用最大反射率先验来估计变化的

图 10 最大反射率先验^[36]Fig. 10 Maximum reflectance prior^[36]

环境光。

最大反射率先验是基于白天无雾图像块的统计数据,在大多数图像块中每个颜色通道在某些像素具有很高的光照强度,即:

$$M^{\lambda}(i) = \max_{j \in \Omega(i)} I^{\lambda}(j) = \max_{j \in \Omega(i)} L(j) R^{\lambda}(j) \quad (24)$$

其中, M^{λ} 是在 λ 颜色通道中像素 i 周围的图像块中最大强度, L 表示到达 i 像素值的入射光强度, R^{λ} 是反射率。由于在特定颜色通道上局部最大强度的像素主要对应于该颜色通道上反射率高的物体或表面,因此, $M^{\lambda}(i) = \max_{j \in \Omega(i)} R^{\lambda}(j) \approx 1$ 。对于夜间雾气图像,每个颜色通道的局部最大强度主要是由可见光源造成的,也可以使用最大反射率来估计环境光照的颜色图,然后从输入图像中去除其影响。由 Zhang^[29] 的夜间雾图成像模型得出:

$$M^{\lambda}(i) = \max_{j \in \Omega(i)} I^{\lambda}(j) = \max_{j \in \Omega(i)} (L(i) t^{\lambda}(i) R^{\lambda}(i) t(i) + L(i) t^{\lambda}(i) (1 - t(i))) = \max_{j \in \Omega(i)} R^{\lambda}(i) (L(i) t^{\lambda}(i) t(i) + L(i) t^{\lambda}(i) (1 - t(i))) \quad (25)$$

由最大反射率先验, $\max_{j \in \Omega(i)} R^{\lambda}(j) \approx 1$ 代入式(25)得到:

$$t^{\lambda}(i) = \frac{M^{\lambda}(i)}{L(i)} \quad (26)$$

利用式(26)可估算出入射光的颜色分量,从而去除该颜色特性,再利用 DCP 规律来进行除雾,后来又做了改进,在获得最大反射率后,直接使用引导滤波器进行优化,估算大气光值和透射率,运行效率更高。该方法的计算效率非常高,可以较好地校正颜色失真。但是对于观测目标只有固定的一种颜色时,则最大反射率先验不再适用。

余顺园等^[37]从雾天图像退化模型出发,将该模型改写为:

$$S(x, y) = R(x, y) \cdot t(x, y) + L(x, y) \cdot (1 - t(x, y)) \quad (27)$$

式中: $S(x, y)$ 表示夜间有雾图像; $R(x, y)$ 表示复原后的清晰图像; $t(x, y) \in [0, 1]$ 表示透射率; $L(x, y)$ 表示环

境光,是随场景中可见光源变化而变化的。将式(27)重新表述为:

$$R(x, y) = \frac{S(x, y) - L(x, y)}{\max(t_{\min}, t(x, y))} + L(x, y) \quad (28)$$

为避免分母过小出现溢出现象,由文献[12]的实验结果得出 $t_{\min}$ 的取值为 0.1。

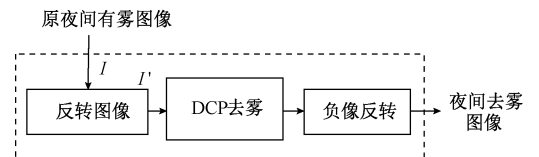
然后根据 Retinex 理论,利用环绕函数与原图像的卷积来估计环境光值,由文献[38]对比分析结果,这里选择的是高斯函数,即:

$$L'(x, y) = S(x, y) \cdot F(x, y) \quad (29)$$

式中: $F(x, y) = ke^{-\frac{(x^2+y^2)}{c^2}}$ 表示所选取的环绕函数,利用卷积可以得到 $L'(x, y)$, 即初步估计得到的环境光。

再由文献[38]的基于信息损耗约束的思想,假设局部块中的环境光强度和景深的变化是局部光滑的,没有跳变,由局部块中估计的环境光及透射率进行无重叠平移,通过迭代计算更新环境光和透射率,最终得到全局环境光和透射率,最后利用引导滤波器进行细化,得到复原图像。这种算法可以提高图像对比度和减少光晕现象,但是在利用高斯函数估计初始环境光时没有充分考虑夜间有雾图像退化的特点,因此得到的复原图像可能会出现颜色失真、亮度过强等现象。

Shi 等^[39]提出利用照片负像的方法对图像进行增强,如图 11 所示。

图 11 Shi 算法流程^[39]Fig. 11 Flow chart of Shi^[39]

$$I_{rev}^{\lambda}(i) = 255 - I_{ori}^{\lambda}(i) \quad (30)$$

先由式(30)得到由夜间有雾图像反转的图像,即负像,由于其具有和白天雾图很大的相似特性,因此,直接

利用 DCP 理论进行去雾,最后将校正后的负像反转获得最终的增强图像。这种方法计算效率很高,但是得到的图像会出现失真,而且噪点较多。

Shi 等^[40]提出基于暗通道先验与亮通道先验相结合的方法,该算法流程如图 12 所示。

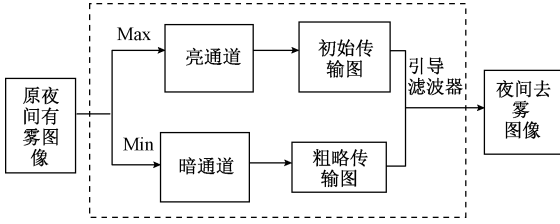


图 12 Shi 算法流程^[40]

Fig. 12 Flow chart of Shi^[40]

首先利用 DCP 理论估计大气光值,在亮通道中选择最亮的 10% 像素进行平均,作为环境光。然后利用亮通道先验估计出初始传输图:

$$t_i = \frac{\max_{A \in \{r, g, b\}} (\max_{j \in \Omega(i)} (I^A(j)))}{\max_{A \in \{r, g, b\}} (\max_{j \in \Omega(i)} (J^A(j)))} + A^A (1 - t_i) \quad (31)$$

由亮通道先验^[41]得出, $J^{\text{bright}}(i) =$

$\max_{A \in \{r, g, b\}} (\max_{j \in \Omega(i)} (I^A(j))) = 255$, 可得初始传输图为:

$$\tilde{t}^{\text{bright}}(i) = \frac{I^{\text{bright}}(i) - A^A}{255 - A^A} \quad (32)$$

当有某个局部块只有一个明亮的对象,如灯的光,那么所得到的初始传输图将出现错误。为了解决该问题,再使用暗通道作为补充进行修正,即:

$$\tilde{t}^{\text{corrected}}(i) = t_i^{\text{dark}}(i) \times \tilde{t}^{\text{bright}}(i) \quad (33)$$

最后利用引导滤波器进行细化,最终得到复原图像。这种算法在估计环境光时没有充分考虑夜晚光照不均和光源颜色,因此对环境光值估计容易出现错误,导致复原图像噪声较大、颜色失真。

以上算法虽然针对夜间有雾图像特点重建了物理模型,并利用去除光晕、Retinex 理论、最大反射率先验等不断改进去雾效果,但去雾时均是基于 DCP 先验进行去雾的,由于夜晚光源附近基本不存在暗度很低的物体,其他区域的暗通道可能是由于缺乏光照引起的,因此这种方法对透射率估计不太准确,且大多采用局部最大值方法估计环境光,对环境光的估计不是很准确。一些学者从多尺度融合、补充光照、分层复原等方面进行了尝试,也取得了不错的效果

Ancuti 等^[42]在雾天图像退化模型和 DCP 规律去雾的基础上,首次提出基于多尺度融合的方法来复原夜间有雾图像。由于在夜间雾霾场景中光照是不均匀的,全局大气光估计不适用,因此提出了新的估计方法:(1)在每个像素点 x 周围的空间邻域 $\psi(x)$ 估计出局部环境光;

(2)单独计算环境光的不同大小的色块上局部环境光估计可以获得由环境照明所引起的主要变化,而全局环境光则不能。将局部环境光定义为:

$$A_{L\infty}^A(i) = \min_{j \in \psi(i)} (\min_{k \in \Omega(j)} (I^A(k))) \quad (34)$$

基于 Koschmieder 模型,有雾图像 $I^A(i)$ 可以写成 $\rho^A(i) A_{L\infty}^A(i)$, $\rho^A(i)$ 表示归一化的辐射系数,当观测目标反射所有入射光颜色时,则该系数趋近 1,即:

$$I^A(k) \approx A_{L\infty}^A(k) t(k) + A_{L\infty}^A(k) (1 - t(k)) = A_{L\infty}^A(k) \quad (35)$$

通过这种在不同尺度的局部块上采用最大-最小值滤波来估计环境光,更加精确,也作为融合的输入图。

为了确保高对比度、高显著性的区域在融合过程中起到更重要的作用,融合的权重图选择 3 个,分别为局部对比度权重图、饱和度权重图和显著性权重图。将图像每个像素的输入图和权重图相融合可以得到最终的雾天增强图像。利用拉普拉斯金字塔将每个输入图分解为不同尺度的图像,对于归一化的权重图用高斯金字塔进行计算,最终得到复原图。这种算法得到的复原图去雾不彻底,光晕明显,且复杂度较高。

方帅等^[43]针对光照不均的问题,提出通过估计光照图来去除光照影响,算法流程如图 13 所示。

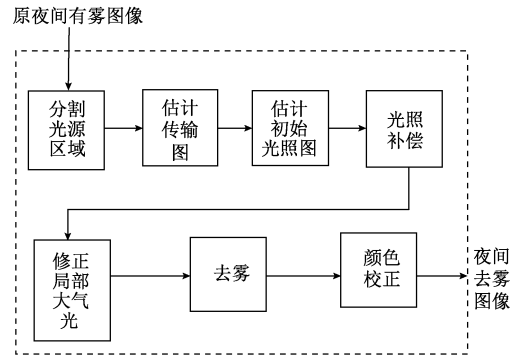


图 13 Fang 算法流程^[43]

Fig. 13 Flow chart of Fang^[43]

$$I^A(i) = L(i) R^A(i) t(i) + A^A(i) (1 - t(i)) \quad (36)$$

先对式 (26) 两边除以 $L(i)$, 可得:

$$\frac{I^A(i)}{L(i)} = R^A(i) t(i) + \frac{A^A(i)}{L(i)} (1 - t(i)) \quad (37)$$

由白天图像退化模型可知 $\tilde{A}^A(i) = \frac{A^A(i)}{L(i)}$ 是常数,因此可改写为:

$$\tilde{I}(i) = R^A(i) t(i) + \tilde{A}^A(i) (1 - t(i)) \quad (38)$$

其中 $\tilde{I}(i)$ 表示去除入射光光照分量的有雾图像。首先在 Ostu^[44] 的最大类间方差法基础上改进,利用该算法将阈值进行换分,由阈值集将原图分成多个类,通过在类内找出方差最大的类,直到可分因子 > 0.9 。然后利用

Bouygués 指数衰减规律和相机成像原理估计出光照图。估计出的光照图由于未考虑到观测点没有观测到的光源及遮挡区域,因此引入下界约束,在目标函数中增加引导滤波的平滑约束,对光照图进行补充。在估计传输图时,依据文献[14]采用信息熵来表示图像对比度,按照固定的图像块大小将原图像分为多个不重叠的子区域,有最大化每个子区域的信息熵来估计出局部传输图。最后,利用对角变换^[45]对颜色进行校正,得到复原图像。该算法在物理模型上没有考虑环境光源的颜色分量,虽然对颜色进行了校正,但是仅适用于单色光源的场景,对于多种颜色光源的复杂场景则不适用。

杨爱萍等^[46]和汤春明等^[47]基于文献[48]将雾气图像分为了结构层和纹理层,对结构层进行复原,然后再与纹理层叠加为最终的复原图像。

杨爱萍等^[46]根据文献[48]将有雾图像分解为:

$$I = I_s + I_t \quad (39)$$

其中, I_s 是表征物体主要结构的结构层, I_t 是表征图像细节的纹理层。具体的算法流程如图 14 所示。

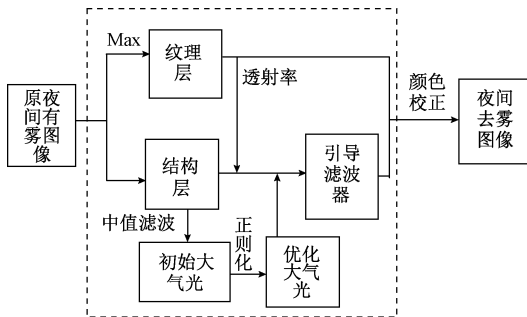


图 14 Yang 算法流程^[46]

Fig. 14 Flow chart of Yang^[46]

然后在结构层中利用中值滤波估计环境,并利用加权 L_1 正则化模型对环境光进行优化,再利用。在纹理层中采用分块图像 DCT 系数矩阵^[48]来估计透射率,并利用引导滤波器进行优化处理。最后根据求得的环境光和透射率对结构层进行去雾并进行颜色校正,再将去雾后的结构层与纹理层融合得到去雾图像。

汤春明等^[47]是将有雾图像分为纹理层和结构层后,再根据 Retinex 理论将结构层分为照射光分量和反射光分量,先对照射光进行估计并优化,再将结构层与优化后的照射光比值作为反射光分量,进行强光及噪声抑制,从而得到强光抑制后的结构层。然后对优化后的照射光取反过来作为透射率估计值,对结构层去雾。最后将纹理层进行优化后与复原后的结构层叠加成为最终的去雾图像。

杨爱萍等^[49-50]在原有的研究基础上,又对夜间去雾算法进行了深入研究,提出基于低通滤波对环境光进行估计的方法。首先对有雾图像进行低通滤波来估计局部

环境光:

$$A_i^1 = \max_{j \in \Omega(i)} (\min_{z \in \omega(j)} (lpf(I_z^1))) \quad (40)$$

式中: $lpf(\cdot)$ 是低通滤波运算,本文实验均采用高斯滤波进行处理; $\Omega(i)$ 和 $\omega(j)$ 分别是以 i, j 为中心的矩形窗口,采用最大-最小值滤波估计出局部环境光,并通过引导滤波对其优化。后面的步骤有所不同。在文献[49]利用暗通道先验求解初始传输图,并通过引导滤波器进行优化,并通过直方图匹配进行颜色校正。文献[50]是结合图像的对比度、饱和度以及信息熵的特征,采用多特征联合优化函数来估计透射率并优化,最后采用非重叠块局部 Shade of Gray^[51]进行颜色校正。从实验结果看出后面一种方法去雾效果更好。

2) 基于深度学习的夜间去雾算法

随着深度学习在计算机视觉领域的广泛应用,越来越多的学者开始研究基于深度学习的图像去雾问题, Tang 等^[52]使用随机森林算法结合带雾图像的各种先验特征,将机器学习应用到图像去雾中来,通过大量的数据训练得到最合适的模型来估计透射图。Zhu 等^[53]建立了一个线性颜色衰减和场景深度之间的线性模型 (color attenuation prior, CAP),使用有监督学习模式的参数,创建了一个可以学习雾霾图像的场景深度的线性模型。Cai 等^[54]提出 DehazeNet 利用卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 来估计带雾图像的透射率图,实现对单幅图像的去雾。Ren 等^[55]提出的 MSCNN 通过多尺度卷积神经网络生成了粗略的场景透射率。随后多尺度卷积被广泛应用于图像去雾领域。Li 等^[56]构建了将透射率与大气光值进行结合的端到端去雾网络 (AOD-Net),克服了传统算法需要人工提取特征和对比度低的缺点,网络自动识别与雾霾相关的特征,增强视觉对比度,具有良好的清晰度和对比度。Zhang 等^[57]提出了 DCPDN 的端到端除雾网络,可以共同学习传输图、大气光和去雾。赵建堂^[58]通过学习雾天图像与无雾图像的 YUV 个通道之间的映射关系去雾。陈永等^[59]提出的 MSDN 通过两个端到端的多尺度全 CNN 模型将浅层特征和深层特征进行跳跃连接融合,实现去雾。但目前的去雾算法在实际应用中仍然面临很多问题。这些基于深度学习的方法在各自应用场景都取得了不错的去雾效果,但由于这些算法主要针对假设模型来进行参数训练,在一定程度上也限制了算法在其他场景中的去雾效果。

虽然随着深度学习的快速发展及其在图像处理领域中的广泛应用,利用深度学习来处理图像去雾问题的方法越来越多,但大多是基于白天去雾的,针对夜间去雾的算法近两年才开始出现,而且文献资料非常少。

Liao 等^[60]提出与 DehazeNet、AOD-Net、DCPDN 等不同的端到端的雾密度预测网络 (HDP-Net) 来进行夜间除

雾。Liao 等^[60]设计了雾密度预测函数(haze density prediction, HDP):

$$I_h(x) = P(I(x)) \quad (41)$$

式中: $I_h(x)$ 表示雾密度; $P(\cdot)$ 表示预测雾度密度的函数。雾密度的范围是 $[-1, 1]$ 。

将雾天图像退化模型改写为:

$$I(x) = J_s(x) + J_t(x) + I_h(x) \quad (42)$$

其中 J_s 和 J_t 分别是无雾图像的结构层和纹理层(与杨爱萍等^[46]的分层类似), 则:

$$I_h(x) = I(x) - J(x) \quad (43)$$

由于雾密度范围为 $[-1, 1]$, 可以证明 HDP 函数去除夜间霾是合理的。

HDP-net 的作用是从夜间有雾图像中估算雾密度图, 并保留图像细节, 具体网络图如图 15 所示。由于夜晚雾气的分布和密度在图像中会有所不同, 因此, 采用类似全卷积网络(fully convolutional networks, FCN)^[61]的网络体系结构来构建雾密度预测网络, HDP-Net 的层数基于大小为 128×128 的训练图像, 将全连接层转化为卷积

层, 包括 11 个卷积层, 除最后一层外, 每个卷积层后面都带有 ReLU 作为非线性激活函数, 最后将输出进行反卷积, 可以得到一个与输入图像大小相同的图片。利用 Caffe 来实现训练所设计的网络, 经过 11 层的多尺度特征提取、融合和映射等操作, 可以产生不错的除雾效果。但是在数据集合成上, 采用的是夜间图像的采样, 然后采用 DCP 理论估计深度图, 结果比较粗糙。

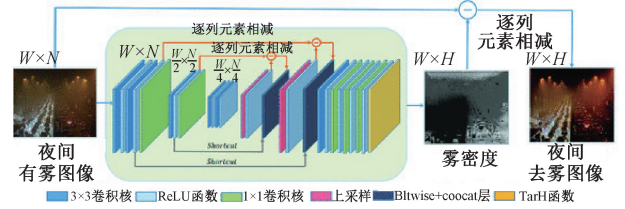


图 15 HDP-net 体系结构^[60]

Fig. 15 Architecture of HDP-net^[60]

Kuanar 等^[62]引入了一种基于深度学习的去除光晕-去雾迭代结构, 如图 16 所示。

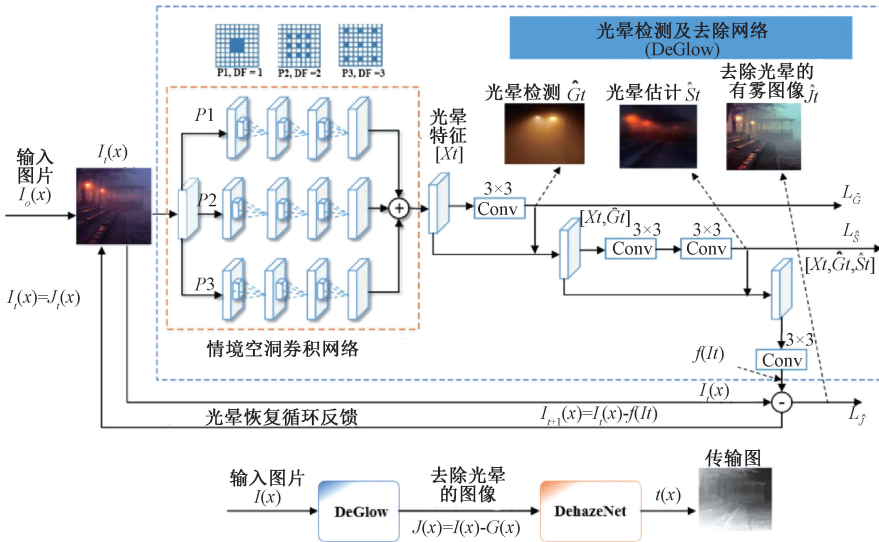


图 16 DeGlow-DeHaze 体系结构^[62]

Fig. 16 Model of DeGlow-DeHaze^[62]

在 Li 等^[31]基础上将夜间雾天成像模型改写为:

$$I(x) = R(x)t(x) + L(x)(1 - t(x)) + \sum_{k=1}^n \hat{S}_k(x) \cdot \hat{G} \quad (44)$$

其中, R 表示复原的清晰图像, L 表示环境光(与 Li 等^[31]的 J^A 和 A^A 一致), $\hat{S}_k$ 表示光晕项的形状和照明方向, $\hat{G}$ 表示可见光源点, 0 表示非发光区域, 1 表示发光区域。

则令:

$$J(x) = R(x)t(x) + L(x)(1 - t(x)) \quad (45)$$

式(45)表示不含光晕项的夜间有雾图像, $G(x) = \sum_{k=1}^n \hat{S}_k(x) \cdot \hat{G}$ 表示光晕项, 将式(45)重新表述为:

$$J(x) = I(x) - G(x) \quad (46)$$

式(46)表示去除光晕项的夜间雾图, 为了学习上面模型中的光晕项, 采用扩展卷积网络^[63]可以获得更多的上下文信息, 图 16 为 $P1$ 、 $P2$ 和 $P3$ 三条扩展路径, 每条路径由 3 个卷积组成, 每个卷积核大小为 3×3 。以上路径使用不同的 DF , 即 $DF = 1$ 、 $DF = 2$ 、 $DF = 3$, 得到它们的扩展接受域分别为 7×7 、 13×13 、 17×17 。

为了消除模型中的光晕效应,通过递归学习来解决逆问题。通过扩展卷积提取特征,以便于从雾霾图像中去除光晕项,最后计算出透射图 $t(x)$ 。在 DeGlow-Dehaze 框架中引入递归网络逐步消除光晕效果。最后,为了复原图像,创建了一个基于上下文化的扩展框架的递归结构计算 $t(x)$ 。采用 Cai 等^[54]设计的 DehazeNet 模型中的步骤进行训练。从 $t(x)$ 中估计环境光 $L(x)$,最终得到复原图像。该算法去雾后处理步骤抑制了光晕效果,增强了图像的对比度,但由于该算法只是去除了光晕效果,未充分考虑夜间有雾图像的特点,直接采用白天去雾的 DehazeNet 模型,因此所复原图像整体偏暗。

2 对比实验

对具有代表性的夜间去雾算法进行测试和比较。常用的评测方法有主观方法和客观方法,主观方法是通过测试人员对图像观察作出主观的评价和分析,这是最直接、最常用的方法,几种典型的夜间去雾算法的去雾效果对比如图 17、18 所示。

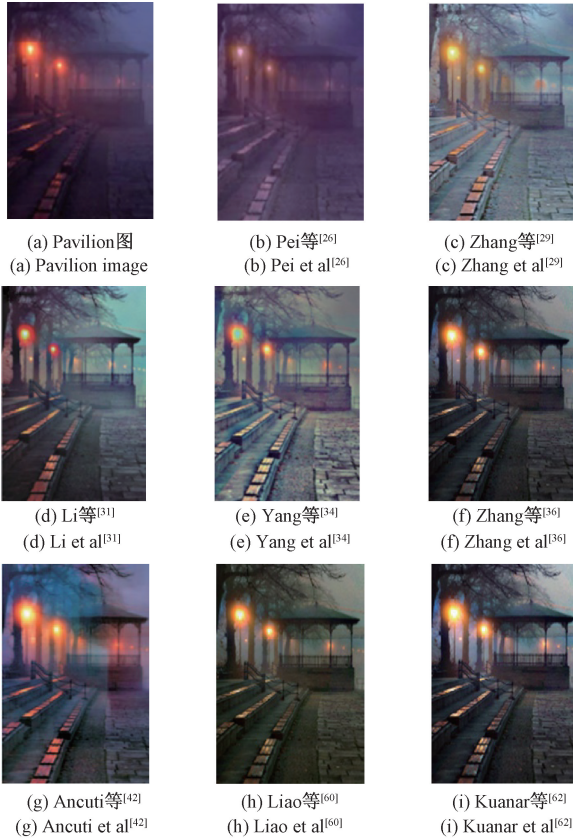


图 17 不同方法对 Pavilion 图的去雾效果

Fig. 17 Dehazed results of different methods for Pavilion

由于主观方法易受观测者个人因素的影响较大,评测不够准确。因此,采用文献[64]的峰值信噪比和文

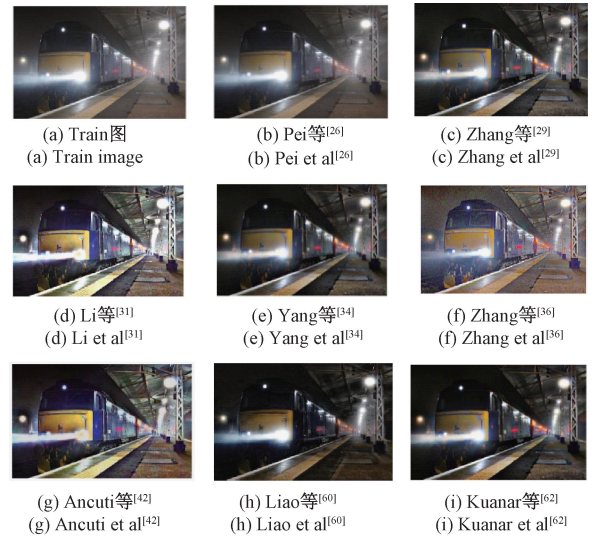


图 18 不同方法对 Train 图的去雾效果

Fig. 18 Dehazed results of different methods for Train

献[65]结构相似性作为客观评价指标对以上几种典型算法进行评价。

根据文献[64],峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)是图像处理领域中使用最为广泛的一种客观评价标准,通常用来评价原图像经过处理后的失真情况。计算过程一般为先求均方差(mean square error, MSE),再根据 MSE 求得 PSNR。具体求值过程如下:

$$MSE = \frac{1}{H \cdot W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W (a(i,j) - a'(i,j))^2 \quad (47)$$

$$PSNR = 10 \cdot \lg \left(\frac{(2^n - 1)^2}{MSE} \right) \quad (48)$$

式中: H 和 W 分别为图像的高和宽; $a(i,j)$ 和 $a'(i,j)$ 分别为原图和处理后的图像中对应的灰度值或者色彩值; n 表示色彩深度,即一个像素点占用的二进制位数,常取 $n = 8$ 。PSNR 值越高,则失真越小。

根据文献[65],结构相似性 SSIM 从亮度、对比度以及结构 3 个方面来评测复原前后的图像相似性。其求值过程如下:

$$S(x,y) = f(l(x,y), c(x,y), s(x,y)) \quad (49)$$

式中: $l(x,y)$ 、 $c(x,y)$ 、 $s(x,y)$ 分别是亮度、对比度、结构比较函数, $f(\cdot)$ 表示整合函数。这 3 个比较函数分别定义如下:

$$l(x,y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1} \quad (50)$$

$$c(x,y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2} \quad (51)$$

$$s(x,y) = \frac{2\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3} \quad (52)$$

为了避免式 (50) ~ (52) 的分母为 0, 通常取 $C_1 = (K_1 \cdot L)^2$, $C_2 = (K_2 \cdot L)^2$, $C_3 = C_2/2$, 其中, L 表示像素值的动态变化, $K_1, K_2 \ll 1$ 。SSIM 的值越大说明相似性越高, 最大为 1。

表 1 各算法除雾效果的平均 PSNR 和 SSIM
Table 1 The average PSNR and SSIM in dehazing results

	PSNR	SSIM
Pei 等 ^[26]	14.98	0.992 7
Zhang 等 ^[29]	15.99	0.996 2
Li 等 ^[31]	17.66	0.996 7
Yang 等 ^[34]	16.31	0.996 0
Zhang 等 ^[36]	16.13	0.995 8
Ancuti 等 ^[42]	15.78	0.995 3
Kuanar 等 ^[62]	19.11	0.998 4

综合主观评价和客观评价的结果, 在传统算法中, Li 等^[31]除了考虑了夜间有雾图像的光照不均及可见光源的颜色特征, 也考虑了光晕现象, 因此获得的去雾图像 PSNR 和 SSIM 相对较高。而基于深度学习的 Kuanar^[61]算法与传统算法相比, 对于夜间有雾图像的处理又有了很大的提升, 所获得的的复原图像噪声较少且质量高。

3 结 论

目前为止, 研究人员主要从基于传统算法和基于深度学习两个方向来研究夜间图像去雾问题。传统的夜间去雾算法对大气散射模型进行了不断的改进, 建立更适用于夜间的成像模型, 利用融合、去除光晕、分层等技术取得了不错的去雾效果。而基于深度学习算法由于具有强大的提取特征的能力, 综合主观评价和客观评价, 都取得了较好的去雾效果, 如果数据集的质量较好, 该算法会具有更好的鲁棒性和泛化能力, 已成为本领域未来的发展方向。但由于基于深度学习方法训练去雾模型需要消耗大量的运算资源和时间, 因此, 以下几方面可以作为进一步的研究。

- 1) 提升训练速度。由于深度学习发展迅速, 新的模型层出不穷, 如何将这些新的模型应用到夜间图像去雾问题中, 从而进一步提升深度学习模型的训练速度, 可以作为未来的研究工作。
- 2) 探索更完备的雾天成像模型。虽然对于夜间雾天成像模型已进行了不断的改进, 但由于夜间比白天情况更加复杂, 因此探索更加完备的夜间雾天成像模型是一个具有挑战性的课题。
- 3) 夜间雾天视频去雾处理。夜间雾天视频处理要解决的首要问题是实时性, 已有研究者对白天视频去雾处理进行了研究, 而研究针对夜间雾天视频的高效去雾算

法, 需要更加深入的研究, 也是未来的一个重要研究方向。

参考文献

[1] 禹凤. 图像和视频去雾技术的研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2017.
YU F. Method to image and video dehazing [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2017.

[2] 刘峰. 图像去雾算法研究及其在交通监控视频中的应用[D]. 武汉: 武汉科技大学, 2016.
LIU F. The Research on image defogging algorithm and its application in traffic surveillance video[D]. Wuhan: Wuhan University of Science and Technology, 2016.

[3] 吴迪, 朱青松. 图像去雾的最新研究进展[J]. 自动化学报, 2015, 41(2): 221-239.
WU D, ZHU Q S. The latest research progress of image dehazing[J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(2): 221-239.

[4] 郭璠, 蔡自兴, 谢斌, 等. 图像去雾技术研究综述与展望[J]. 计算机应用, 2010, 30(9): 2417-2421.
GUO P, CAI Z X, XIE B, et al. Review and prospect of image dehazing techniques [J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(9): 2417-2421.

[5] NARASIMHAN S G, NAYAR S K. Chromatic framework for vision in bad weather[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2000: 598-605.

[6] NARASIMHAN S G, NAYAR S K. Contrast restoration of weather degraded images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(6): 713-724.

[7] SCHECHNER Y Y, NARASIMHAN S G, Nayar S K. Instant dehazing of image using polarization [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001: 325-332.

[8] SHWARTZ S, NAMER E, SCHECHNER Y Y. Blind haze separation[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2006: 1984-1991.

[9] FANG S, XIA X, HUO X, et al. Image dehazing using polarization effects of objects and airlight [J]. Optics Express, 2014, 22(16): 19523-19537.

[10] TAN R T. Visibility in bad weather from a single image[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008: 1-8.

[11] FATTAL R. Single image dehazing [C]. Proceedings of the International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, 2008: 1-9.

[12] HE K, SUN J, TANG X. Single image haze removal using

- dark Channel prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33 (12): 2341-2353.
- [13] FANG S, ZHAN J, CAO Y, et al. Improved single image dehazing using segmentation [C]. IEEE International Conference on Image Processing, 2010: 3589-3592.
- [14] KIM J H, JANG W D, SIM J Y, et al. Optimized contrast enhancement for realtime image and video dehazing [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2013, 24(3): 410-425.
- [15] NGO H, TAO L, ZHANG M, et al. A visibility improvement system for low vision drivers by nonlinear enhancement of fused visible and infrared video [C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition-Workshops, 2005:25-25.
- [16] ZHANG X P, SIM T, MIAO X P. Enhancing photographs with near infrared images [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008: 1-8.
- [17] YU J, LIAO Q. Color constancy-based visibility enhancement in low-light conditions [C]. International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA), 2010:441-446.
- [18] PEI S C, LEE T Y. Nighttime haze removal using color transfer preprocessing and dark channel prior [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, 2012: 957-960.
- [19] HOWARD J N. Scattering phenomena [J]. Science, 1977, 196(4294): 1084-1085.
- [20] NARASIMHAN S G, NAYAR S K. Vision in bad weather [C]. Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, 2002: 820-827.
- [21] NARASIMHAN S G, NAYAR S K. Vision and the atmosphere [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 48(3): 233-254.
- [22] 刘长盛, 刘文保. 大气辐射学 [M]. 南京: 南京大学出版社, 1990:53-108.
- LIU CH SH, LIU W B. Atmospheric Radiology [M]. Nanjing: Nanjing University Press, 1990:53-108.
- [23] 杨玉峰, 蒋明争, 李挺. 海雾和陆雾的光散射特性研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(9): 163-168.
- YANG Y F, JIANG M ZH, LI T. Study on the light scattering characteristic of sea fog and land fog [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(9): 163-168.
- [24] LEVIN A, LISCHINSKI D, WEISS Y. A closed form solution to natural image matting [C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2006:228-242.
- [25] HE K M, SUN J, TANG X. Guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [26] PEI S C, LEE T Y. Nighttime haze removal using color transfer preprocessing and dark channel prior [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, 2012: 957-960.
- [27] REINHARD E, ADHIKMIN M, GOOCH B, et al. Color transfer between Images [C]. IEEE Transaction on Computer Graphics and Applications, 2001, 21(5): 34-41.
- [28] RAIMONDO S, FRANCESCA G, SILVIA C, et al. Contrast image correction method [J]. Journal of Electronic Imaging, 2010, 19(2): 1-11.
- [29] ZHANG J, CAO Y, WANG Z F. Nighttime haze removal based on a new imaging model [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, 2015: 4557-4561.
- [30] ELAD M. Retinex by Two Bilateral Filters [M]. Hofgeismar, Germany: Springer Berlin Heidelberg, 2005: 217-229.
- [31] LI Y, TAN R T, BROWN M S. Nighttime haze removal with glow and multiple light colors [C]. International Conference on Computer Vision, IEEE Computer Society, 2015:226-234.
- [32] NARASIMHAN S G, NAYAR S. Shedding light on the weather [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003:1-8.
- [33] ZHANG J, CAO Y, WANG Z F. Nighttime haze removal with illumination correction [J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2016, arXiv:1606.01460V1.
- [34] 杨爱萍, 白煌煌. 基于 Retinex 理论和暗通道先验的夜晚图像去雾算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(4): 141-147.
- YANG AI P, BAI H H. Nighttime image defogging based on the theory of retinex and dark channel prior [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(4): 141-147.
- [35] 徐兴贵, 杨平, 刘永利. 基于全尺度 Retinex 算法的夜晚图像去雾 [J]. 微电子学与计算机, 2017, 34(7): 132-136.
- XU X G, YANG P, LIU Y L. Night image dehazing based on full-scale retinex algorithm [J]. Microelectronics & Computer, 2017, 34(7): 132-136.
- [36] ZHANG J, CAO Y, FANG S. Fast haze removal for nighttime image using maximum reflectance prior [C].

- 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017:7016-7024.
- [37] 余顺园, 朱虹. 夜间有雾图像的光照模型构建及去雾[J]. 光学精密工程, 2017, 25(3): 729-734.
- YU SH Y, ZHU H. Lighting model construction and haze removal for nighttime image[J]. Optics and Precision Engineering, 2017, 25(3): 729-734.
- [38] JOBSON D J, RAHMAN Z, WOODDELL G A. A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(7): 965-976.
- [39] SHI Z, ZHU M, GUO B. A photographic negative imaging inspired method for low illumination night-time image enhancement [J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(13):15027-15048.
- [40] SHI Z, ZHU M M, GUO B. Nighttime low illumination image enhancement with single image using bright/dark channel prior[J]. Eurasip Journal on Image and Video Processing, 2018, 2018(1): 13.
- [41] WANG Y T, ZHUO SH J, TAO D P, et al. Automatic local exposure correction using bright channel prior for under-exposed images [J]. Signal Processing, 2013, 93(11):3227-3238.
- [42] ANCUTI C, ANCUTI C O, VLEESCHOUWER C D. Night-time dehazing by fusion [C]. 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2016:2256-2260.
- [43] 方帅, 赵育坤, 李心科, 等. 基于光照估计的夜间图像去雾[J]. 电子学报, 2016, 44(11):2569-2575.
- FANG SH, ZHAO Y K, LI X K, et al. Nighttime haze removal based on illumination estimation [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(11):2569-2575.
- [44] OTSU N. A threshold selection method from gray level histograms [J]. Automatica, 1975, 11(285-296): 23-27.
- [45] GJSENIJ A, GEVERS T, VAN D W. Improving color constancy by photometric edge weighting [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(5): 918-929.
- [46] 杨爱萍, 王南. 基于结构-纹理分层的夜间图像去雾算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(6): 95-102.
- YANG AI P, WANG N. Nighttime image dehazing algorithm by structure-texture image decomposition[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(6): 95-102.
- [47] 汤春明, 董燕成, 孙欣. 单幅夜间弱照度雾霾图像的复原算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 55(6): 95-102.
- TANG CH M, DONG Y CH, SUN X. Image restoration algorithm for single nighttime weakly illuminated haze image [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2018, 55(6): 95-102.
- [48] XU L, YAN Q, XIA Y. Structure extraction from texture via relative total variation [J]. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31(6):1.
- [49] 杨爱萍, 王南, 庞彦伟. 人工光源条件下夜间雾天图像建模及去雾[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(6): 1330-1337.
- YANG AI P, WANG N, PANG Y W. Nighttime haze removal based on new imaging model with artificial light sources [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2018, 40(6): 1330-1337.
- [50] 杨爱萍, 赵美琪, 王海新. 基于低通滤波和多特征联合优化的夜间图像去雾[J]. 光学学报, 2018, 38(10): 159-168.
- YANG AI P, ZHAO M Q, WANG H X. Nighttime image dehazing based on low-pass filtering and joint optimization of multi-feature[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(10): 159-168.
- [51] FINLAYSON G D, REY P A T, TREZZI E. General Lp constrained approach for colour constancy [C]. International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops), 2011:790-797.
- [52] TANG K, YANG J, WANG J. Investigating haze-relevant features in a learning framework for image dehazing [C]. 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2014: 2995-3002.
- [53] ZHU Q, MAI J, SHAO L. A fast single image haze removal algorithm using color attenuation prior[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 3522-3533.
- [54] CAI B, XU X, JIA K. DehazeNet: An end-to-end system for single image haze removal [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(11): 5187-5198.
- [55] REN W, LIU S, ZHANG H. Single image dehazing via multiscale convolutional neural networks[C]. Computer Vision-ECCV, 2016: 154-169.
- [56] LI B, PENG X, WANG Z. AOD-Net: All-in-one dehazing network[C]. IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017:4780-4788.
- [57] ZHANG H, PATEL V M. Densely connected pyramid dehazing network [C]. IEEE Computer Vision and

- Pattern Recognition(CVPR), 2018:3194-3203.
- [58] 赵建堂. 基于深度学习的单幅图像去雾算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(11): 138-145.
ZHAO J T. Single-image defogging algorithm based on deep learning [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(11): 138-145.
- [59] 陈永, 郭红光, 艾亚鹏. 基于多尺度卷积神经网络的单幅图像去雾方法[J]. 光学学报, 2019, 39(10): 149-158.
CHEN Y, GUO H G, AI Y P, Single image dehazing method based on multi-scale convolution neural network [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(10): 149-158.
- [60] LIAO Y, SU Z, LIANG X, et al. HDP-Net: Haze density prediction network for nighttime dehazing [C]. Advances in Multimedia Information Processing-PCM, 2018:469-480.
- [61] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 39(4): 640-651.
- [62] KUANAR S, RAO K R, MAHAPATRA D, et al. Night time haze and glow removal using deep dilated convolutional network [J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2019, arXiv:1902.00855.
- [63] YU F, KOLTUN V. Multi-scale context aggregation by dilated convolutions [C]. International Conference on Learning Representations, 2016:1-13.
- [64] 王汇源. 数字图像通讯原理与技术 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2000.
WANG H Y. Principle and Technology of Digital Image Communication [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2000.

- [65] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.

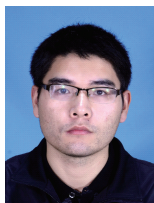
作者简介



沈琛, 2004 年于安徽建筑大学获得学士学位, 2010 年于安徽大学获得硕士学位, 现为合肥师范学院讲师, 主要研究方向为并行计算和图像处理。

E-mail: sc@hfnu.edu.cn

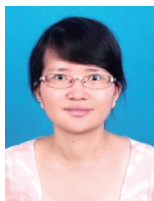
Shen Chen received her B. Sc. degree from Anhui Jianzhu University in 2004, M. Sc. degree from Anhui University in 2010. Now she is a lecturer at Hefei Normal University. Her main research interest includes Parallel computing and Image processing.



曹风云 (通信作者), 2013 年于合肥工业大学获得硕士学位, 现为合肥师范学院讲师, 主要研究方向为智能计算、深度学习、图像处理。

E-mail: caofengyun11@126.com

Cao Fengyun (Corresponding author) received his M. Sc. degree from Hefei University of Technology in 2013. Now he is a lecturer at Hefei Normal University. His main research interest includes intelligent computing, deep learning and image processing.



杨雪洁, 硕士, 讲师, 主要研究方向为智能计算、数据挖掘、机器学习。

E-mail: yxj1982_colour@163.com

Yang Xuejie M. Sc. degree, lecturer. Her main research interests include intelligent computing, data mining and machine learning.