



机器人  
*Robot*  
ISSN 1002-0446, CN 21-1137/TP

## 《机器人》网络首发论文

题目: 基于吸收透射率补偿及时空导向图像滤波的实时视频去雾  
作者: 崔童, 田建东, 王强, 任卫红, 唐延东  
DOI: 10.13973/j.cnki.robot.180692  
收稿日期: 2018-11-23  
网络首发日期: 2019-07-10  
引用格式: 崔童, 田建东, 王强, 任卫红, 唐延东. 基于吸收透射率补偿及时空导向图像滤波的实时视频去雾[J/OL]. 机器人.  
<https://doi.org/10.13973/j.cnki.robot.180692>



**网络首发:** 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认:** 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 基于吸收透射率补偿及时空导向图像滤波的实时视频去雾

崔童<sup>1,2,3</sup>, 田建东<sup>1,2</sup>, 王强<sup>1,2,3</sup>, 任卫红<sup>1,2,3</sup>, 唐延东<sup>1,2</sup>

(1. 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110016;

2. 中国科学院机器人与智能制造创新研究院, 辽宁 沈阳 110016; 3. 中国科学院大学, 北京 100049)

**摘要:** 视频去雾技术的难点主要在于如何保证视频数据的时空一致性, 为了解决这一问题提出了时空导向图像滤波优化算法. 该算法考虑了视频帧间信息在空间和时间维度上的一致性因素, 在平滑透射率纹理并保护显著边界的同时, 能够克服视频中的闪烁噪声, 保证视频去雾结果的流畅性. 由于经典去雾模型仅考虑散射对于雾生成的影响, 导致大多数基于该模型的去雾算法在近景处常产生过饱和噪声, 针对此问题提出了一个基于吸收透射率补偿的透射率估计算法, 弥补了经典模型忽略大气吸收衰减的缺陷, 能够显著提高透射率估计精度, 有效地抑制近景处过饱和噪声的产生. 在真实雾视频和合成雾视频数据上进行了与现有先进算法的对比实验. 有参考定量评价结果表明, 本文算法的信噪比及结构相似性两项指标分别高于其他算法至少 12% 和 3.4%; 无参考的可见边界恢复评价指标至少高于其他算法 5.7%. 所提出的实时视频去雾算法能够更有效地恢复高频信息, 更恰当地提升图像对比度, 所获得的无雾视频色彩也更加自然、真实.

**关键词:** 视频去雾; 时空导向图像滤波; 亮度饱和度比; 吸收透射率补偿

**中图分类号:** TP751

**文献标识码:** A

## Real-Time Video Dehazing Based on Absorption Transmission Compensation and Spatio-Temporal Guided Image Filtering

CUI Tong<sup>1,2,3</sup>, TIAN Jiandong<sup>1,2</sup>, WANG Qiang<sup>1,2,3</sup>, REN Weihong<sup>1,2,3</sup>, TANG Yandong<sup>1,2</sup>

(1. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;

2. Institutes for Robotics and Intelligent Manufacturing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;

3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract:** The difficulty of the video dehazing technology is to guarantee the spatial-temporal consistency of the video data. A spatio-temporal guided image filtering (ST-GIF) optimization algorithm is proposed to solve this problem. The spatial and temporal consistencies of the videos' interframe information are taken into consideration in the algorithm. For one thing, the transmission texture is smoothed and the salient boundary is protected. And for another, the flicker noise in the videos are suppressed to ensure the fluency of the haze-free video. Since the classical dehazing model only concerns the influence of scattering on the fog formation, most of the dehazing algorithms based on this model usually generate over-saturated noise in the close shot. A transmission estimation algorithm based on absorption transmission compensation is proposed to solve this problem. This algorithm overcomes the defect that the classical model ignores atmospheric absorption attenuation, significantly improves the accuracy of transmission estimation, and effectively suppresses the over-saturations in the close shot. The proposed algorithm is experimentally compared with several state-of-the-art algorithms on both real-world and synthetic haze video data. The quantitative evaluation results with reference show that the proposed algorithm is at least 12% and 3.4% higher than the others in the two metrics of the signal-to-noise ratio and the structural similarity respectively. As an evaluation method without reference, the visible boundary restoration metric of the proposed algorithm is at least 5.7% higher than the others. Results demonstrate that the proposed real-time video dehazing algorithm can recover the high frequency information more effectively, and improve the image contrast more properly, and the colours of the obtained dehazing videos are more natural and authentic.

**Keywords:** video dehazing; spatio-temporal guided image filtering (ST-GIF); luminance-saturation ratio (LSR); absorption transmission compensation

## 1 引言 (Introduction)

雾作为一种常见的天气现象,常会降低图像和视频的对比度,使得像素颜色发生偏差,甚至破坏目标的边缘结构,严重影响上层计算机视觉算法的鲁棒性.目前,国内外学者已在单幅图像去雾领域取得较大进展,无论在去雾效果还是在处理速度方面都得到了显著提升.随着单幅去雾技术及视频处理技术的日渐成熟,以及人们对高质量的室外高层智能视频算法日趋增长的迫切需求,视频去雾算法应运而生.实时的视频去雾算法能够无障碍地嵌入到各类高层视频算法中,提高算法输入数据质量,提升算法精度及鲁棒性,在无人驾驶、飞机起降、海上搜救及森林科考等众多与人们生活和科研活动密切相关的领域有着广泛的应用价值,对于提高交通安全、保障人民生命安全及提升科研效率等方面有着重要的实际意义,因此近年来视频去雾算法得到了研究者们越来越多的关注.

现有的单幅图像去雾方法主要可划分为3大类,分别是基于图像增强<sup>[1-2]</sup>、基于物理模型<sup>[4-10]</sup>以及基于深度学习<sup>[11-13]</sup>的图像去雾算法.其中基于物理模型的去雾算法通常主要关注透射率的精确估计,透射率估计算法可细分为基于统计先验<sup>[4-6]</sup>、基于边界限定<sup>[7-8]</sup>及基于几何集群分布<sup>[9-10]</sup>等3种.随着计算机视觉技术的日益发展,单幅图像去雾已经不能满足各高层视频处理任务的需求,视频去雾技术随之产生.初期研究者们仅将单幅图像去雾算法移植到视频处理中,工作重心主要是如何加快单幅图像去雾算法的处理速度,尝试对透射率优化算法进行改进,或使用GPU (graphics processing unit)、DSP (digital signal processor)及FPGA (field programmable gate array)等硬件设备加快处理速度.但这类仅对视频中每帧图像分别进行简单去雾处理的算法没有考虑到帧与帧之间的信息关联,破坏了视频的时序相关性,产生大量严重的闪烁噪声.

文[1]提出了最大化局部对比度的去雾算法,该算法能够有效增强图像对比度.文[2]考虑到对比度及信息损失,在增强图像对比度的同时减小信息损失,通过导向图像滤波算法<sup>[3]</sup>对透射率进行优化.此类对比度增强能够取得一定的去雾效果,但是由于没有考虑到图像的退化问题,其去雾结果在深度非连续区域常常产生大量过饱和及光晕噪声,鲁棒性较差.文[4]提出了著名的暗通道先验,该算法可在大多数情况下得到较好的去雾结果,然而当目标的辐照度近似于大气光强度或当目标表面没有

阴影覆盖时,算法失效.文[5]利用贝叶斯统计先验联合地估计单幅雾图像场景反射率和深度信息.文[6]提出了全局色度衰减先验CAP (color attenuation prior)来建立场景深度、亮度及饱和度的线性关系,然而由于仅用500张图像对各系数常量进行估计,CAP先验的普适性较差.文[7]提出了一个边界约束方法来估计透射率,但由于在整幅图像中采用相同的弱限定条件,并采用不稳定的大气光估计算法,因此该算法的结果中常出现过饱和及色彩偏差现象.为了克服暗通道算法在浓雾区域高估透射率和在浅雾区域低估透射率的缺陷,文[8]提出了在浓雾和浅雾区域分别采用不同边界限定条件的隐区域分割透射率估计算法.文[9]提出了一个基于色线的几何集群分布算法,文章定义任意小块像素集的色线与大气光到原点连线的焦点为该块像素集的初始透射率.文[10]提出了雾线算法,作者将所有像素色彩分类为不同集群,每个像素的颜色向量与其所在集群中距大气光最远像素的颜色向量之差被定义为该点的初始透射率,算法在大气光值过高时失效.以上基于物理模型的方法均采用图像散射模型,由于该简化模型仅考虑到大气散射衰减,忽略了自然环境下雾的另一重要成因大气吸收衰减,因此常常产生大量过饱和像素,在近景区域尤其严重.近年来一些基于卷积神经网络(CNN)的深度学习去雾算法被提出,研究者们试图忽略物理模型而直接从训练数据中学习出一个整体的透射率图,因此这些方法可以规避大气吸收是否为雾的成因的问题.文[11]建立了一个点对点的卷积神经网络来估计透射率,并提出了一个非线性激励函数,他们所设计的卷积核提取出的特征符合现有的4项有效的去雾先验.文[12]提出了一个多尺度的深度神经网络,通过学习雾图像和其透射率图间的映射关系进行透射率估计和图像去雾,该算法利用一个粗化网络来预测整体透射率图,利用一个精化的网络来优化局部结果.文[13]提出了一个一体化的去雾网络和一个线性转换将透射率和大气光编码成一个综合变量进行学习.上述3个深度学习网络<sup>[11-13]</sup>均利用合成的室内图像数据进行训练,这种训练策略限定了这些方法处理真实室外雾图像的能力,算法泛化性较差.为了消除闪烁噪声的影响,文[2]在原有对比度增强损失函数中添加了时序损失项,该时序损失项考虑了帧间像素及团块信息的时序一致性.文[15]提出了一个利用多视角深度估计获取透射率的视频去雾算法,并利用标准马尔可夫随机场对粗透射率进行优化.文[16]提出了时空一致性

马尔可夫随机场, 在消除闪烁噪声的同时抑制了由局部滤波产生的团块噪声. 文 [17] 提出了点对点的深度学习视频去雾网络, 设计了 3 种符合时序一致性的网络结构对连续帧进行融合去雾.

为了克服传统去雾模型在近景区域产生严重过饱和现象的缺陷, 受水下图像恢复算法的启发, 本文在经典散射成像模型的基础上增加了大气吸收透射率补偿项, 所提出的大气吸收透射率由亮度饱和度比先验派生而得到. 经大量数据统计得出: 雾图像亮度与饱和度的比值随雾浓度的增大而增大, 即为亮度饱和度比先验. 为了优化初始透射率, 提出了时空导向图像滤波优化算法, 该算法考虑到视频帧间信息的时间一致性和空间一致性, 在平滑透射率纹理和保护显著边界的同时还能够克服视频中的闪烁噪声. 实验结果和量化评价结果表明, 所提出的视频去雾算法能够获得纹理清晰、色彩自然的去雾结果, 抑制过饱和及闪烁噪声的影响, 计算速度上完全满足实时处理需求, 整体表现相比于参与对比的其他先进算法具有一定的优越性.

## 2 基于吸收透射率补偿的雾成像模型 (Haze imaging model based on absorption transmission compensation)

受到水下图像恢复算法的启发, 本文在传统雾成像模型的基础上, 基于亮度饱和度比 (LSR) 先验, 提出一个包含大气吸收衰减补偿的雾成像模型. 该吸收透射率能够有效地抑制近景处由于散射透射率被低估而产生的过饱和现象.

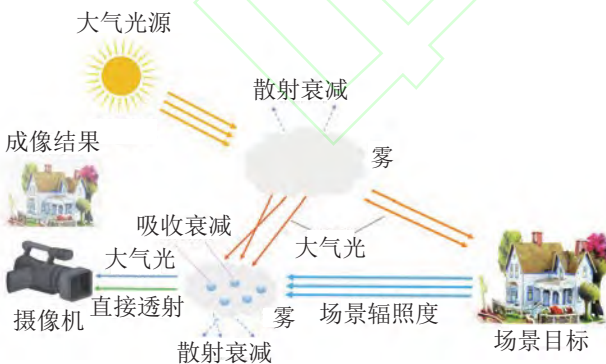


图 1 所提出模型的雾成像过程

Fig.1 The haze imaging process of the proposed model

### 2.1 经典散射雾成像模型

传统的散射成像模型首先由 McCartney<sup>[18]</sup> 于 1976 年提出, 经 Narasimhan 和 Nayar<sup>[19]</sup> 改进被广泛地应用于图像去雾算法, 该经典模型为

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

其中  $x$  为像素坐标;  $I$  是雾图像的观测强度;  $J$  是真实无雾场景的辐射度;  $A$  表示大气光强度, 为全局常量;  $t$  是传播介质的透射率, 表达场景反射光经传播介质后到达镜头的组分. 透射率  $t$  可由 Jaffe-McGlamer 模型<sup>[6]</sup> 表达:

$$t(x) = e^{-\beta d(x)} \quad (2)$$

其中, 常量  $\beta$  为大气光散射系数,  $d(x)$  为各像素点到相机的深度<sup>[22]</sup>.

### 2.2 包含吸收衰减的雾成像模型

上述经典去雾模型仅考虑了大气光的散射衰减, 而在自然环境中, 大气吸收衰减也是雾图像和 underwater 图像质量下降的重要因素. 一些水下图像恢复算法已将吸收衰减系数引入到经典雾成像模型中. 由于水下环境常依靠人造点光源进行照明, 相机感光元件的响应主要来源于目标的反射强度, 因此研究者们假设吸收衰减仅发生于光从目标到镜头的传播过程, 且吸收衰减系数为一个全局常量, 所提出的水下成像模型<sup>[20]</sup> 如下:

$$I(x) = t_a(x) \cdot t_s(x) \cdot J(x) + (1 - t_s(x)) \cdot A \quad (3)$$

$$t_a(x) \cdot t_s(x) = e^{-(\alpha + \beta)d(x)} \quad (4)$$

其中  $t_s$  和  $t_a$  分别为散射透射率和吸收透射率, 常量  $\alpha$  为大气吸收系数.

在大气环境中, 光源为大气光, 相机感光元件的响应由大气光的辐照强度和场景目标的反射强度共同决定. 因此进一步假设大气吸收衰减同样发生在大气光到镜头的传播过程中. 基于上述假设, 本文将经典的雾成像模型式 (1) 改进为

$$I(x) = t_{sa}(x) \cdot J(x) + (1 - t_{sa}(x)) \cdot A \quad (5)$$

其中  $t_{sa}$  为补偿后的总透射率, 包含吸收透射率  $t_a$  (见 2.3 节) 和散射透射率  $t_s$  (见 2.4 节). 图 1 描述了所提出模型的雾图像成像过程.

### 2.3 亮度饱和度比先验

文 [6] 提出了色彩衰减先验, 作者发现雾图像的亮度和饱和度之差与雾的浓度存在线性关系, 称这一统计结论为 CAP. 他们利用最大化似然估计方法解此线性方程的线性系数, 但仅用了 500 张图像来训练求解一组通用的常量线性系数, 因此 CAP 方法的鲁棒性及普适性较差. 且由于亮度与饱和度之差会破坏场景深度的连续性, 因此这一方法不能很好地处理目标边界, 特别是在场景深度跳跃较大的区域. 为了改进 CAP 的上述缺陷, 本文对 2000 张合成雾图像进行了统计分析, 提出了 LSR 先验. LSR 先验基于以下观察得出, 当雾浓度升高时有雾

图像的亮度会随之逐渐增大, 而饱和度则随着雾浓度的升高而逐渐下降, 因此雾图像亮度与饱和度的比值与雾的浓度成正比, 即 LSR 先验能够有效地表达图像中雾的浓度. LSR 先验表示如下:

$$c_h(x) \propto r(x) = I_v(x)/I_s(x) \quad (6)$$

其中  $I_v$  和  $I_s$  表示有雾图像  $I$  的亮度和饱和度,  $\propto$  为正比例符号, LSR 值  $r$  与雾浓度  $c_h$  成正比.

在统计实验中, 计算数据集中图像的 LSR 曲线和 CAP 曲线, 并与真实深度曲线进行对比. 实验发现, 相比于 CAP 曲线, LSR 曲线更加接近真实深度曲线. 由此可得出, LSR 比 CAP 能够更精确地表达有雾图像的深度. 与大多数研究相同, 本文同样假设雾的浓度与场景深度成正比. 因此可以推论得出, LSR 比 CAP 能够更有效地表达雾的浓度. 图 2(1) 中展示了 2 个 LSR 先验统计实验的例子, 可以观察到 LSR 深度曲线无论在趋势和数值上都比 CAP 深度曲线更接近于真实深度曲线, 验证了 LSR 在雾浓度表达上的有效性和优越性. 此外, LSR 先验的计算更为简单, 无需 CAP 算法中复杂的离线学习过程, 还可避免 CAP 算法中固定的线性系数所引发的系统不稳定性.

## 2.4 基于 LSR 先验的吸收透射率估计

由于 LSR 能够近似地表达雾的浓度, 且大气吸收衰减随着雾浓度的升高而增强, 因此本文基于 LSR 建立吸收透射率模型. 尽管从图 2(d) 中可以看出 LSR 获得了较好的去雾结果, 但是为了更为精确地建立吸收透射率的物理模型, 本文没有直接利用 LSR 来表达吸收透射率, 而将吸收透射率定义为

$$t_a(x) = \exp\left(-\frac{\ln I_v(x) - \ln I_s(x)}{\ln \max_{y \in \Omega(x)} I_v(y)}\right) \quad (7)$$

其中  $\Omega$  是最大化滤波的搜索窗口, 大小为  $11 \times 11$ , 可以保证吸收透射率的局部一致性;  $x$  是  $\Omega$  的中心点;  $y$  为  $\Omega$  中的其他点.

基于可见光衰减的比尔-兰伯特法则 (Beer-Lambert law) [21], 类似于其他可见光散射恢复算法, 我们将 LSR 吸收透射率定义为一个指数衰减项, 为了保护  $I_v$  和  $I_s$  之间的相关性, 将 LSR 变换到对数域为  $\ln I_v(x) - \ln I_s(x)$ . 使用对数域的 LSR 表达雾浓度, 可以保证吸收透射率在浓雾区域较小, 而在薄雾区域较大. 用局部最大亮度值  $\max_{y \in \Omega(x)} I_v(y)$  代替像素级的入射光强度, 使吸收透射率与图像的纹理紧密关联. 为使吸收透射率更加平滑, 同样将

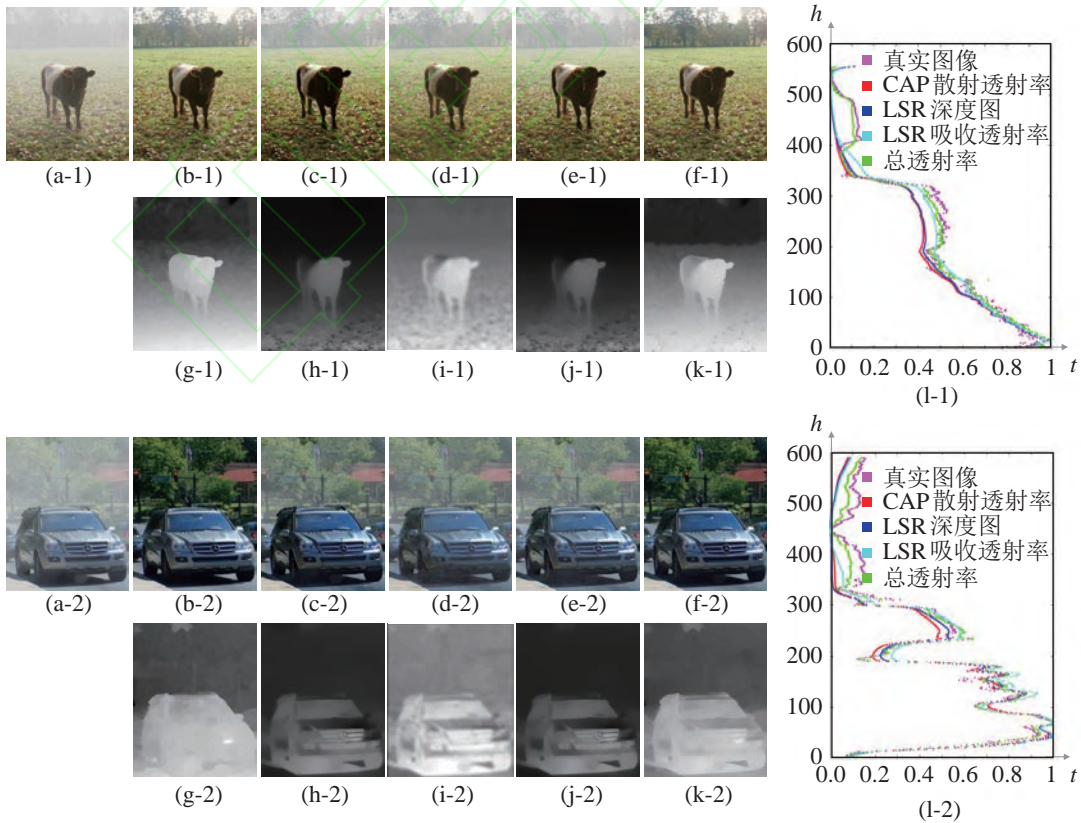


图 2 LSR 吸收透射率有效性

Fig.2 The effectiveness of the LSR absorption transmission

$\max_{y \in \Omega(x)} I_v(y)$  也转换到对数域.

图 2(e) 和图 2(j) 表明, 与直接使用 CAP 和 LSR 方法相比, 基于 LSR 的吸收透射率能够获得更准确的场景深度, 并得到更佳的去雾效果. 然而在远处浓雾区域, 所提出的吸收透射率并不能获得很好的去雾效果, 这主要是忽略了大气散射衰减的影响的缘故. 大气散射是由各个方向的入射光同时在相同像素点响应而引起的, 常常使得拍摄图像的亮度升高. 散射强度随雾浓度的升高而增大. 但在浓雾区域散射的影响较大时, 则会造成图像亮度增强, 直观上如同有雾, 可见图 2(e) 中远处草坪和树的效果. 因此还需要准确地估计散射透射率, 与吸收透射率相融合构成最终的总透射率.

### 2.5 包含吸收补偿的总透射率

在分析了散射透射率的重要性的基础上, 采用基于隐区域分割的边界限定方法<sup>[8]</sup>估计散射透射率. 这一方法可以避免暗通道算法的缺陷, 保证散射透射率既不会在浓雾区域被高估, 也不会薄雾区域被低估. 该散射透射率表达式为

$$t_s(x) = \min \left\{ \max \left\{ \frac{\max_c (I^c(x) - A)}{|A - 255|}, 1 - \frac{\min_c (I^c(x))}{A} \right\}, 1 \right\} \quad (8)$$

其中  $c \in \{R, G, B\}$  指颜色通道.

大气散射和大气吸收均为自然环境中雾的主要成因, 实验证明若忽视吸收衰减, 去雾结果中会产生大量的过饱和斑块, 特别是在近景区域; 若忽视散射衰减, 则会降低算法去除浓雾的能力. 综上所述, 为了得到良好的去雾效果, 必须全面地考虑大气的散射衰减和吸收衰减. 包含吸收补偿的总透射率定义如下:

$$t_{sa}(x) = N(t_s(x) \cdot t_a(x)) \quad (9)$$

其中  $N$  表示归一化算子.

## 3 基于时空导向图像滤波的视频去雾 (Video dehazing based on ST-GIF)

式 (9) 中像素级的初始透射率不满足局部一致性条件, 所获得的去雾图像中各目标间边界过于分明, 如同油画的效果. 因此需要对初始透射率进行优化, 使其纹理得到平滑, 显著边界得以保留. 考虑到视频的帧间信息相关性对提高算法效率及提升去雾效果有着极为重要的意义, 本文提出了基于时空导向图像滤波的优化算法, 对视频序列的透射率进行优化.

### 3.1 基于时空导向图像滤波的优化算法

为使透射率满足局部一致性, 并高效利用帧间相关性来优化透射率、抑制闪烁噪声, 提出了基于时空导向图像滤波的视频透射率优化算法.

导向图像滤波方法假定导引图像与滤波输出在一个 2 维窗口内满足局部线性模型:

$$q(k) = a(k)I_g(i) + b(k), \quad \forall i \in \omega_k \quad (10)$$

式中  $I_g(i)$  表示引导图像在  $i$  点的响应;  $q$  为滤波输出;  $\omega_k$  是以像素  $k$  为中心点的滤波窗口;  $a$  和  $b$  为线性系数, 在  $\omega_k$  内均为常量. 这一局部线性模型可以保证仅在  $I_g$  的边界位置  $q$  才存在边界点, 该结论可由  $\nabla q = a \nabla I_g$  证明. 因此导向图像滤波能够在平滑纹理区域的同时保护显著边界, 在空间域中满足透射率优化的需求.

导向图像滤波用于单幅图像时, 线性系数  $a$ 、 $b$  可由以下损失函数解得:

$$\arg \min_{a(x), b(x)} \sum_{y \in \omega(x)} (a(x)I_g(y) + b(x) - t_{sa}(y))^2 + \epsilon a(x)^2 \quad (11)$$

其中窗口  $\omega$  的大小为  $11 \times 11$ ;  $\lambda_s$  为空间似然系数;  $I_g$  为有雾图像灰度图, 滤波输出为式 (9) 中得到的总透射率.

现有的一些将单幅图像去雾算法直接应用于视频去雾的方法由于没有考虑时间相关性信息, 在场景或相机运动过快时, 常产生大量的闪烁噪声. 为了充分利用视频中前后帧的相关性, 抑制闪烁噪声, 将导向图像滤波扩展到时域空间. 当前时刻  $t$  下, 求解线性系数  $a$ 、 $b$  的损失函数变换为

$$\arg \min_{a(x), b(x)} \sum_{\tau \in [-f, f]} \sum_{y \in \omega(x)} (a^n(x)I_g^n(y) + b^n(x) - t_{sa}^{n+\tau}(y))^2 + \epsilon a^n(x)^2 \quad (12)$$

式中  $n$  为当前帧,  $f$  为参与计算的相邻帧数. 图 3 为时空导向图像滤波优化方法的流程图. 用简单的求偏导的方法可以解得线性系数  $a$  和  $b$  如下:

$$\begin{aligned} \bar{a}^n(x) &= \frac{\sum_{\tau \in [-f, f]} [M_{\omega}^n(I_g^n(y)t_{sa}^{n+\tau}(y)) - M_{\omega}^n(I_g^n(y))M_{\omega}^n(t_{sa}^{n+\tau}(y))]}{M_{\omega}^n((I_g^n(y))^2) - M_{\omega}^n(t_{sa}^{n+\tau}(y))^2 + \epsilon} \\ \bar{b}^n(x) &= \sum_{\tau \in [-f, f]} M_{\omega}^n(t_{sa}^{n+\tau}(y)) - a^n(x)M_{\omega}^n(I_g^n(y)) \end{aligned} \quad (13)$$

式中  $M_{\omega}$  表示  $\omega$  内的均值滤波, 可以避免在不同窗口中得到不同的滤波输出, 也使得线性系数  $a$ 、 $b$  能够得到更加平滑的分布. 尽管均值滤波破坏了  $\nabla t_{sa}$  随  $\nabla I_g$  放缩的性质, 但作为均值滤波器的输出,

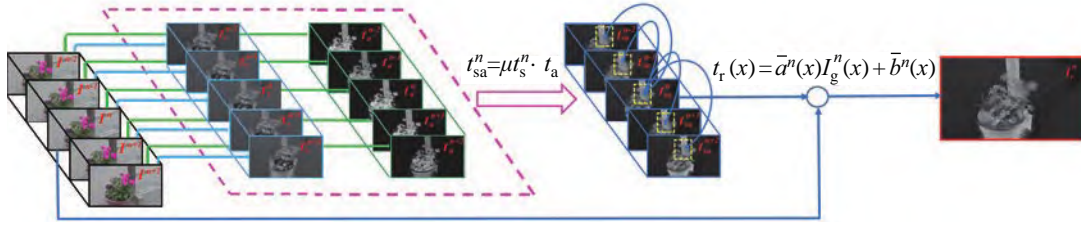


图3 时空导向图像滤波

Fig.3 The spatio-temporal guided image filtering

表1 处理速度对照表 (单位: 帧/s)

Tab.1 Comparison of the processing speeds (unit: frame/s)

帧率 分辨率	方法	文 [4] 算法	文 [2] 算法	文 [16] 算法	文 [17] 算法	本文方法
480×270		1.2683	91.4315	109.7632	31.5644	102.1263
720×400		0.6195	42.2246	50.9602	14.8578	47.4612
960×540		0.3714	24.7643	28.8438	8.1243	26.2339
1024×720		0.2697	17.8773	20.3605	5.6012	19.1522

在强边缘处  $\bar{a}$ 、 $\bar{b}$  的梯度应远小于导向图像的梯度。这种情况下, 根据式 (10) 求导, 有  $\nabla t_{sa} = \bar{a} \nabla I_g$ , 这表明  $I_g$  在边缘处的剧烈变化大多数都保留在  $t_{sa}$  中。因此优化后的总透射率具有平滑纹理及保护显著边界的作用, 最终当前帧的总透射率优化结果  $t_r$  可由式 (14) 求得:

$$t_r^n(x) = \bar{a}^n(x) I_g^n(x) + \bar{b}^n(x) \quad (14)$$

### 3.2 场景辐照度恢复

大气光估值的精度对去雾结果的质量及散射透射率的精度都有着至关重要的影响, 因此在恢复无雾场景辐照度之前, 需要获得精确的全局大气光强度。本文中采用大气光估计算法<sup>[4]</sup>, 该方法对于单幅图像去雾有着很好的效果。然而对于视频, 若仅简单地在单帧中使用上述方法估计大气光值, 则在相邻帧光照变化较大的情况下, 会产生剧烈的闪烁现象。为了保证光照不变性, 消除由于光照变化产生的闪烁, 在计算当前帧大气光值时加入了帧间的大气光变化趋势信息如下:

$$A^n = (1 - \lambda) A^m + \lambda A^{n-1} \quad (15)$$

其中  $A^m$  为文 [4] 方法求出的当前帧大气光强度;  $A^n$  表示最终求得的当前帧大气光值;  $\lambda = A^{n-1}/A^{n-2}$ , 用于预测前一帧大气光强度对于当前帧大气光值的影响。将式 (14)(15) 代入所提出的去雾模型式 (5) 中, 可由式 (16) 求得各帧的无雾场景辐照度结果:

$$J^n = [(1 - t_r^n) A^n - I^n] ./ t_r^n \quad (16)$$

式中 ./ 代表点除。

## 4 实验结果与分析 (Experimental results and analysis)

通过实验, 分别从处理速度、主观恢复效果及客观性能评价 3 个方面, 对本文算法和其他 4 种先进算法<sup>[2,4,16-17]</sup>进行了对比。其中, 文 [4] 为经典暗通道单幅图像算法, 文 [2,16-17] 为 3 个先进的视频去雾方法。为了与其他对比算法进行公平的比较, 分别在各位作者的主页上下载了他们所公布的代码, 通过执行这些代码产生高质量的对比数据。

### 4.1 实时性对比

本文中所有实验都是在同一台配置为 Intel Core i7、主频 2.6GHz、内存 16G、显存 8G 的计算机上完成的。其中文 [2] 算法代码由 VC++ 语言实现, 文 [17] 算法的测试代码由 Python 语言实现, 其他算法均由 Matlab 语言实现。表 1 展示了各算法处理 4 种不同尺寸单幅图像的平均速度 (本文中红色字体用于表示最优结果, 蓝色字体表示次优结果)。对比结果显示, 本文视频去雾算法的处理速度略慢于文 [16] 算法, 略快于文 [2] 算法, 相比于文 [4] 算法和文 [17] 算法, 速度优势较大。在处理尺寸为  $480 \times 270$  的视频数据时, 所提出算法的速度可达 100 帧/s 以上, 这表明本文视频去雾算法完全符合实时处理的要求。

### 4.2 合成视频去雾结果质量对比

由于文 [17] 的深度学习算法利用了合成的雾视频训练去雾模型, 公平起见本文在真实的有雾视频和合成雾视频上分别进行了对比实验。对于

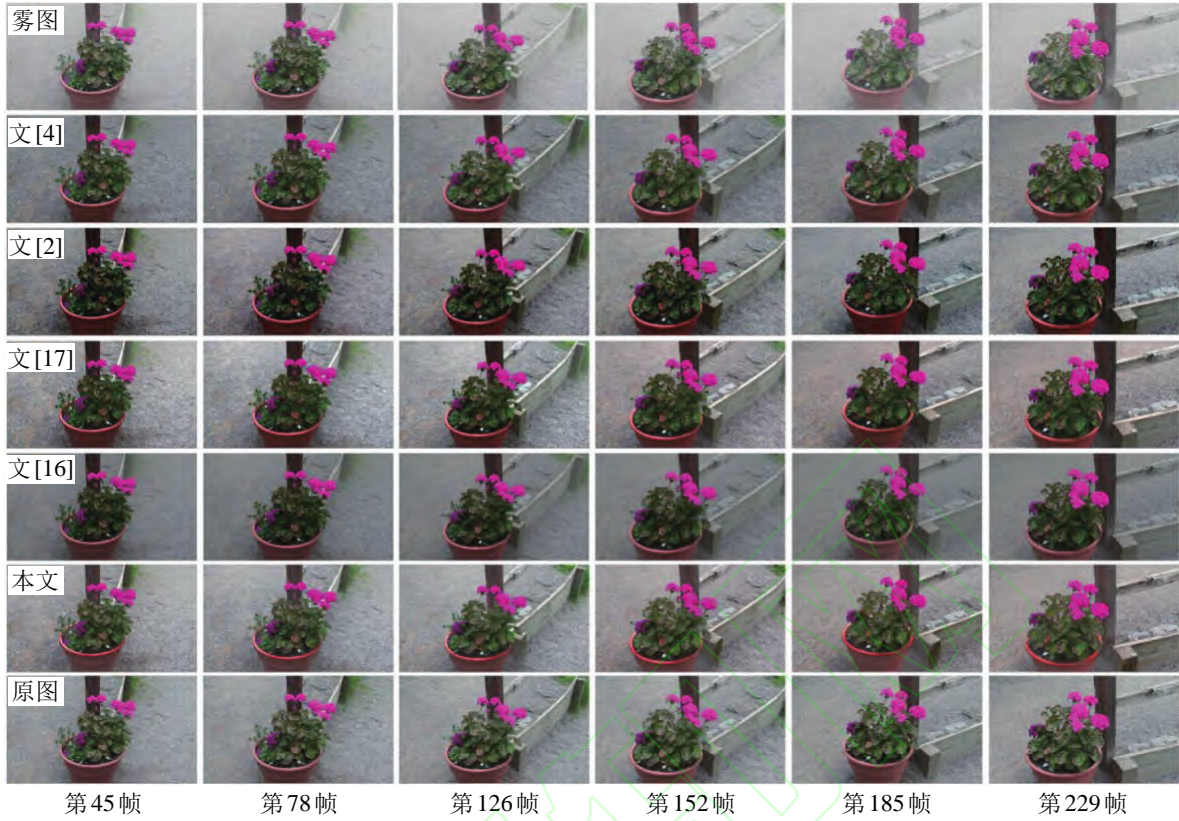


图4 合成视频去雾结果对比

Fig.4 The comparison of dehazing results for the synthetic video

表2 图4的PSNR评价结果

Tab.2 The PSNR evaluation results of Fig.4

PSNR 方法	帧数	第45帧	第78帧	第126帧	第152帧	第185帧	第229帧	平均值
	文[4]算法		16.9931	16.9031	17.2076	18.9644	18.5236	18.0057
文[2]算法		15.3494	15.7341	15.5489	17.7531	17.4514	16.8743	16.4519
文[16]算法		22.3624	23.0083	22.9938	23.0858	23.2339	23.2378	22.9871
文[17]算法		16.5649	16.5653	16.7468	17.8562	17.6002	17.2582	17.0986
本文算法		26.3139	26.8186	26.6754	26.5689	26.4571	26.4446	26.5464

表3 图4的SSIM评价结果

Tab.3 The SSIM evaluation results of Fig. 4

PSNR 方法	帧数	第45帧	第78帧	第126帧	第152帧	第185帧	第229帧	平均值
	文[4]算法		0.8917	0.8958	0.8717	0.8567	0.8433	0.8162
文[2]算法		0.8645	0.8682	0.8429	0.8143	0.8017	0.7875	0.8298
文[16]算法		0.9102	0.9199	0.9198	0.9225	0.9242	0.9264	0.9205
文[17]算法		0.8892	0.9234	0.9142	0.9021	0.9033	0.8843	0.9027
本文算法		0.9517	0.9563	0.9548	0.9538	0.9508	0.9506	0.9531

合成视频数据, 采用信噪比 (PSNR) 和结构相似性 (SSIM) 评估指标对各算法的表现进行评价; 对

于真实视频, 利用可见边界恢复评价指标对各算法的表现进行评价. 图4展示了在一段合成雾视频中的表现进行评价. 图4展示了在一段合成雾视频中



随机抽取的 6 帧图像的对比结果, 其中第 1 行为合成的有雾图像, 第 2 行到第 6 行分别为文 [4]、[2]、[17]、[16] 算法和本文算法的去雾结果, 第 1 行为原始清晰图像. 第 2 行为文 [4] 算法的去雾结果, 虽然近景处色彩较为自然, 但对于远处青草的去雾效果一般. 第 3 行为文 [2] 算法的结果, 其中有雾图像的对比度提高较为明显, 但由于对比度拉伸过度, 结果中近景花叶及木杆处存在大量过饱和像素点. 第 4 行为文 [17] 算法的结果, 其前景像素的锐化现象较为严重. 第 5 行为文 [16] 算法的结果, 其地面处的纹理过于平滑, 丢失了纹理信息, 远处去雾效果较差. 第 6 行为本文算法的结果, 其更加接近原始清晰图像, 近景目标色彩自然真实, 远景目标 (如青草) 更加清晰, 直观效果优于其他各对比算法的结果. 表 2 和表 3 分别给出了与图 4 中各去雾结果对应的 PSNR 和 SSIM 量化评价数据. 其中 PSNR 用于测试去雾结果对于原始清晰图像的失真程度, SSIM 用于测试结果与原始清晰图像的结构相似性, 两项评价指标的结果值越大, 表明去雾结果越接近原始清晰图像, 算法表现越优. 从表 2 和表 3 中可以看出, 与其他对比算法的去雾结果相比, 本文算法的结果相对于原始清晰图像在失真程度和结构相似性方面均表现最佳. 结果失真程度方面, 文 [4]、[2]、[17] 算法表现略差; 文 [16] 算法表现相对较好, 各帧 PSNR 结果均排名第 2. 结构相

似性方面, 文 [2] 算法表现一般; 文 [4]、[17] 算法相近, 略优于文 [2] 算法; 文 [16] 算法的平均 SSIM 结果排名第 2.

### 4.3 真实视频去雾结果质量对比

分别对各算法在处理包含天空区域和不包含天空区域的真实雾视频数据时的表现进行了对比实验, 并使用可见边界恢复评价指标  $e$  对去雾结果进行量化对比. 可见边界恢复指标能够客观地评价算法对于图像高频信息的恢复能力,  $e$  的值越大, 表明算法恢复清晰纹理信息的能力越强. 图 5 为包含天空区域的真实视频去雾结果, 图 6 为不包含天空区域的真实视频去雾结果, 图 5、6 中第 1 行为有雾图像, 第 2 ~ 6 行分别为文 [4]、[2]、[16]、[17] 算法和所提出算法的去雾结果.

图 5 中展示的单幅图像去雾算法<sup>[4]</sup>产生了一些闪烁噪声, 其他视频去雾算法结果并未出现闪烁噪声. 对于无雾的车内方向盘及中控台区域, 文 [4]、[2]、[16] 和 [17] 的算法均产生了大量的过饱和像素点, 而本文算法的结果与原始图像基本保持一致, 对比度的恢复较为恰当. 对于公路、树林等区域, 文 [2] 算法过度拉伸了像素的对比度, 产生了大量过饱和和噪声; 文 [16] 算法和文 [17] 算法的结果比较接近, 虽然达到了一定的去雾效果, 过饱和噪声较少, 但色彩偏差现象严重, 树木和公路的颜色相对于有雾图像保真度较低; 而本文算法的去雾结果在

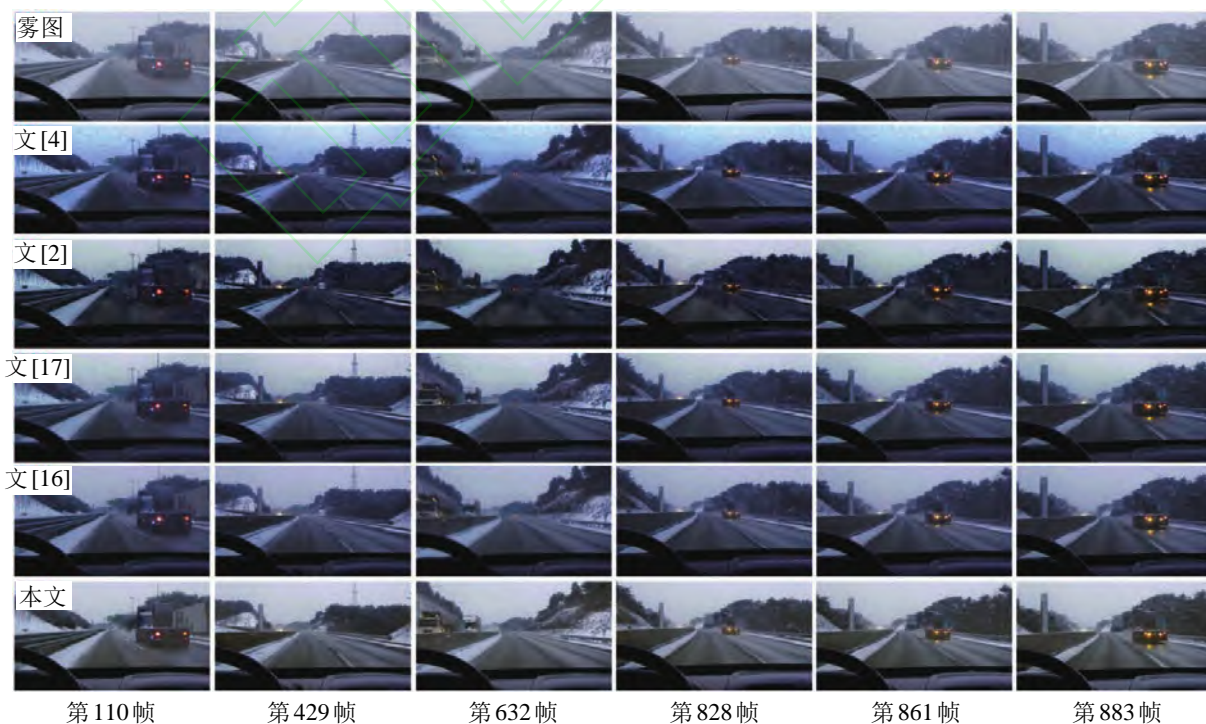


图 5 包含天空的真实视频去雾结果

Fig.5 The dehazing results for real-world hazy video with sky

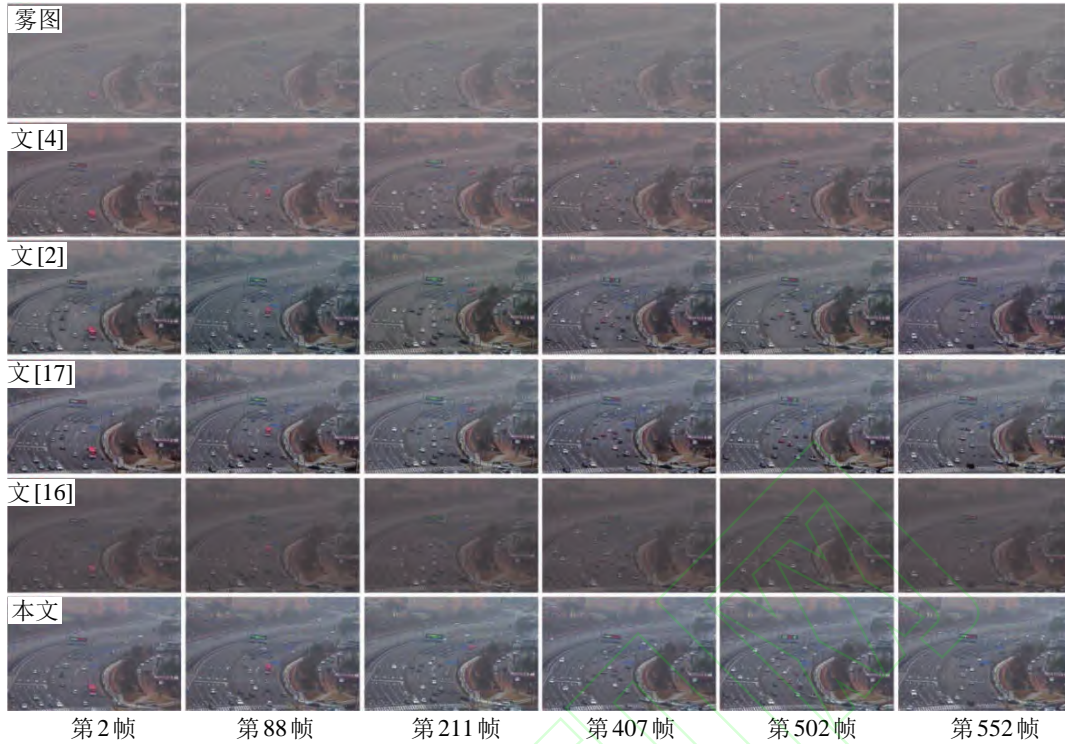


图 6 未包含天空的真实视频去雾结果

Fig.6 The dehazing results for real-world hazy video without sky

表 4 图 5 的可见边界恢复评价结果

Tab.4 Evaluation results of the visible boundary restoration for Fig.5

e / 方法	帧数						
	第 110 帧	第 429 帧	第 632 帧	第 828 帧	第 861 帧	第 883 帧	平均值
文 [4] 算法	0.9023	0.9121	0.9173	0.9257	0.9286	0.9196	0.9176
文 [2] 算法	1.0496	1.0654	1.0569	1.0742	1.0696	1.0716	1.0645
文 [16] 算法	1.1882	1.1263	1.0839	1.1602	0.9446	1.0013	1.0841
文 [17] 算法	1.3423	1.1904	1.2013	1.1972	1.2012	1.2003	1.2221
本文算法	1.6083	1.4103	1.4305	1.4437	1.3886	1.3698	1.4419

表 5 图 6 的可见边界恢复评价结果

Tab.5 Evaluation results of the visible boundary restoration for Fig.6

e / 方法	帧数						
	第 6 帧	第 15 帧	第 20 帧	第 28 帧	第 34 帧	第 42 帧	平均值
文 [4] 算法	1.2755	1.2491	1.3038	1.2934	1.2962	1.2758	1.2823
文 [2] 算法	1.3072	1.5402	1.3109	1.4033	1.3989	1.3479	1.3847
文 [16] 算法	1.8763	2.9146	1.7838	1.8867	2.1013	2.3439	2.1511
文 [17] 算法	1.0719	1.1301	1.0776	1.0962	1.1353	1.1246	1.1059
本文算法	2.0652	3.1279	1.8796	1.9342	2.2287	2.6373	2.3121

对比度明显提升的情况下颜色更为自然, 色彩还原度也相对较高. 表 4 给出了图 5 中各去雾结果的可见边界恢复指标评价结果, 从中可以看出本文算法的评价结果全部高于其他算法的去雾结果, 在对比度明显提升的情况下颜色保真度的评价价值相对较

高, 平均值高于排名第 2 的文 [17] 算法 15%. 图 6 中展示的是在一段不包含天空区域的真实视频中随机抽取的 6 帧图像的对比结果. 可以看出, 文 [4] 算法对于浓雾的去除效果较差; 文 [2] 算法能够显著增强图像的对比度, 但在整段视频中无法保证图

像色度的一致性, 结果的色彩保真度较差; 文 [16] 算法的结果整体效果较好, 但在近景及远处道路和树木处对比度提升并不明显; 文 [17] 算法的结果对比度提升较差, 且整体色度偏暗; 本文算法的去雾结果整体上目标清晰, 对比度恢复显著, 近处目标具有较高的色彩保真度, 远处目标的去雾效果也相对较好. 表 5 给出了图 6 中各去雾结果的可见边界恢复指标评价结果, 可以看到本文算法的评价值全部高于其他算法的评价结果, 平均值高于第 2 名文 [16] 算法 6.9%, 高于第 3 名文 [2] 算法 40%.

从上述实验结果中发现, 本文算法能在近景处获得对比度较高且色彩真实自然的去雾结果, 这主要是由于吸收透射率抑制了总透射率被过低估计的情况, 因此避免了去雾结果的对比度被过度提高.

## 5 结论 (Conclusion)

本文提出了基于 ST-GIF 的实时视频去雾算法, ST-GIF 算法能够在保证视频数据时空一致性的同时有效地克服视频中的闪烁噪声. 基于亮度饱和度比先验, 本文还提出了包含吸收透射率补偿的透射率估计算法, 弥补了大气散射去雾模型忽略吸收透射率的缺陷, 有效地抑制近景处的过饱和现象. 实验结果及评价数据表明, 所提出的视频去雾算法能够满足实时处理的要求, 在提升图像对比度的同时获得色彩自然、真实的去雾结果, 与几种先进的视频去雾算法相比具有一定的优越性. 但在处理远处浓雾时本文算法表现仍显不足, 因此下一步将对浓雾处大气散射及吸收透射率的组份作进一步的研究, 并继续对吸收透射率模型进行优化.

## 参考文献 (References)

- [1] Tan R T. Visibility in bad weather from a single image[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, USA: IEEE, 2008: 1-8.
- [2] Kim J H, Jang W D, Sim J Y, et al. Optimized contrast enhancement for real-time image and video dehazing[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2013, 24(3): 410-425.
- [3] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [4] 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.
- [5] Nishino K, Kratz L, Lombardi S. Bayesian defogging[J]. International Journal of Computer Vision, 2012, 98(3): 263-278.
- [6] Zhu Q, Mai J, Shao L. Single image dehazing using color attenuation prior[J]. International Journal of Computer Vision, 2012, 98(3): 263-278.
- [7] Meng G F, Wang Y, Duan J Y, et al. Efficient image dehazing with boundary constraint and contextual regularization [C]//IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, USA: IEEE, 2013: 617-624.
- [8] Cui T, Tian J D, Wang E N, et al. Single image dehazing by latent region-segmentation based transmission estimation and weighted L1-norm regularization[J]. IET Image Processing, 2016, 11(2): 145-154.
- [9] Fattal R. Dehazing using color-lines[J]. ACM Transactions on Graphics, 2014, 34(1): 1-14.
- [10] Berman D, Treibitz T, Avidan S. Non-local image dehazing [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, USA: IEEE, 2016: 1674-1682.
- [11] Cai B L, Xu X M, Jia K, et al. DehazeNet: An end-to-end system for single image haze removal[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(11): 5187-5198.
- [12] Ren W, Liu S, Zhang H, et al. Single image dehazing via multi-scale convolutional neural networks[M]//Lecture Notes in Computer Science, Vol.9906. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2016: 154-169.
- [13] Li B, Peng X, Wang Z, et al. An all-in-one network for dehazing and beyond[A/OL]. [2018-05-15]. <https://arxiv.org/pdf/1707.06543.pdf>.
- [14] Lü X Y, Chen W B, Shen I F. Real-time dehazing for image and video[C]//18th Pacific Conference on Computer Graphics and Applications. Piscataway, USA: IEEE, 2010: 62-69.
- [15] Li Z W, Tan P, Tan R T, et al. Simultaneous video defogging and stereo reconstruction[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, USA: IEEE, 2015: 4988-4997.
- [16] Cai B L, Xu X M, Tao D C. Real-time video dehazing based on spatio-temporal MRF[M]//Lecture Notes in Computer Science, Vol.9917. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2016: 315-325.
- [17] Li B, Peng X, Wang Z, et al. End-to-end united video dehazing and detection[A/OL]. [2018-06-01]. <https://arxiv.org/pdf/1709.03919.pdf>.
- [18] McCartney E J. Optics of the atmosphere: Scattering by molecules and particles[J]. Physics Bulletin, 1976, 28(11): 421.
- [19] Nayar S K, Narasimhan S G. Vision in bad weather[C]//7th IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, USA: IEEE, 1999: 820-827.
- [20] McGlamery B L. A computer model for underwater camera systems[C]//Proceedings of SPIE, Vol.208. Bellingham, USA: SPIE, 1980: 221-232.
- [21] Bouguer P. Essai d'optique sur la gradation de la lumière[M]. Paris, France: chez Claude Jombert, 1729.
- [22] 李耀宇, 王宏民, 张一帆, 等. 基于结构化深度学习的单目图像深度估计 [J]. 机器人, 2017, 39(6): 812-819.  
Li Y Y, Wang H M, Zhang Y F, et al. Structured deep learning based depth estimation from a monocular image[J]. Robot, 2017, 39(6): 812-819.

## 作者简介:

崔 童 (1986-), 男, 博士生. 研究领域: 图像、视频恢复, 光照建模与处理, 机器学习.

田建东 (1980-), 男, 博士, 研究员, 博士生导师. 研究领域: 成像技术, 光照建模与处理, 机器人视觉.

王 强 (1982-), 男, 博士生. 研究领域: 图像恢复, 人脸恢复, 机器学习.