

引用格式:万隆.基于颜色描述的快速视频去雾算法[J].电光与控制,2021,28(5):36-41. WAN L. A fast video dehazing method based on color description[J]. Electronics Optics & Control, 2021, 28(5):36-41.

基于颜色描述的快速视频去雾算法

万 隆^{1,2}

(1. 中国航空工业集团公司西安航空计算技术研究所, 西安 710065; 2. 西北工业大学, 西安 710068)

摘要: 雾霾天气下拍摄的图像, 由于大气中混浊悬浮物对光的吸收和散射的影响, 导致“透光”强度减弱, 图像能见度严重降低, 许多特征被覆盖或模糊, 限制和影响了可见光视觉系统工作效用的发挥。研究针对低能见度天气下, 可见光视觉系统工作受限的现实, 从雾天图像退化模型出发, 通过发掘颜色分布与透射率两者之间的约束关系构建透射率求解方程。之后, 通过对大气光值在线更新和马尔可夫随机场模型, 实现对大气光及透射率的时空连续性约束, 解决复杂场景以及天气条件下可见光视觉系统工作的适应性与稳健性问题。实验结果表明, 所提算法可以有效地提高低能见度条件下的成像距离, 视频图像去雾后忠于原始图片颜色分布, 无色彩失真, 可为后续高级视觉任务提供良好的图像基础。

关键词: 视频去雾; 光电图像; 大气散射; 物理模型; 图像去雾增强

中图分类号: TP391.4 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2021.05.009

A Fast Video Dehazing Method Based on Color Description

WAN Long^{1,2}

(1. Computing Technique Research Institute, AVIC, Xi'an 710065, China;

2. Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710068, China)

Abstract: Images taken in foggy weather often suffer from low contrast and limited visibility due to the substantial presence of particles in the atmosphere, which absorb and scatter light during the propagation, and the efficiency of the visual system is limited and affected. Aiming at the degraded performance of the visual system in low-visibility weather, the foggy image degradation model is established, and an equation of transmittance is constructed by using the constraint relationship between the color distribution and the transmittance. Then, spatial-temporal continuous constraint to the atmospheric light and the transmittance is realized through online updating of atmospheric optical value and by use of Markov Random Field (MRF) model. The problem of adaptability and robustness of the visual system under complex environment or complex weather conditions is solved. Experimental result shows that, the proposed algorithm can effectively improve the imaging distance under low-visibility condition, and the dehazed video image keeps the color distribution of the original image without chromatic aberration, which can supply a fine image for the subsequent high-level vision mission.

Key words: video dehazing; electro-optic image; atmospheric scattering; physical model; image dehazing and enhancing

0 引言

大多数的室外可见光视觉系统对天气条件非常敏感。在雾霾天气下拍摄的图像, 由于大气中混浊悬浮物对光的吸收和散射的影响, 导致“透光”强度减弱,

信息的可辨识度大大降低, 给目标判定带来了一定的困难, 直接限制和影响了室外成像系统工作效能的发挥。因此, 通过视频图像去雾技术恢复图像颜色、对比度以及细节信息, 对于减少天气条件对户外成像系统的限制, 提高其工作的可靠性、稳定性均具有重大的应用价值。

视频去雾技术根据实现原理的不同大致分为3类, 即基于图像增强的去雾算法、基于物理模型的去雾算法以及基于深度学习的去雾算法。其中, 基于图像增强的去雾算法以常规的对比度增强算法作为基本的

处理手段。NASA 的 Langley 研究中心深入研究了基于邻域的 Retinex 算法^[1], 英国 Dmst 公司将曼彻斯特大学的对比度增强算法^[2]应用于其去雾产品 ClearVue, 实现了在雾雨天气或弱光条件下实时地提高图像清晰度。除此之外, 比较典型和常用的图像增强方法如直方图均衡化、同态滤波、曲波变换、小波变换等, 以其简单的计算在实时视频增强中得到了广泛应用。虽然这些方法针对不同的场合和对象都取得了一定的去雾效果, 由于未考虑图像退化模型与场景深度信息, 在实际应用中, 对于成像深度较大的浓雾区域去雾效果往往不尽如人意。同时, 图像增强可能会造成局部区域的过饱和失真, 这也是近几年来基于物理模型的去雾算法越来越受到研究者重视的原因。

基于物理模型的去雾算法充分考虑了图像降质的具体原因, 利用雾天图像成像的大气散射模型, 还原出无雾情况下的场景信息。该方法总体上可以分为 3 类, 即基于景物深度信息的去雾复原、基于大气光偏振特性的去雾复原以及基于雾天图像先验知识的去雾复原。由于前两类方法需要附加深度信息和多角度偏振信息, 很难满足视频去雾自动和实时处理的要求, 而基于雾天图像先验知识的去雾复原由于不需要额外的信息, 近些年来受到了越来越多的重视。TAN^[3]发现无雾图像具有更高的对比度, 通过对输入图像进行局部对比度最大化处理实现了单帧图像去雾; FATTAL^[4]在假设光的传播和场景目标表面光局部不相关的前提下, 估计出场景的辐照度, 由此推导出传播图像并去雾; HE 等^[5]对大量雾天降质图像分析后提出暗通道先验理论, 该方法能对单幅图像进行有效去雾, 但是由于大气光估计的不准确, 去雾后图像会有不同程度的色彩偏移; BERMAN 等^[6]利用雾天场景颜色会随成像深度的增加而退化的现象, 构建颜色退化 Hazeline 模型来求解透射率, 去雾效果与之前的方法相比, 得到了显著的提升, 但是该方法涉及聚类运算, 计算复杂度较高, 工程实现难度较大。随着深度学习的快速发展, 有些学者采用神经网络对模型中的参数进行求解, 然后通过大气退化模型来恢复无雾图像^[7-9], 这些算法作为中间状态, 最终被端到端训练的深度神经网络所替代。

基于深度学习的去雾算法通过对有雾与无雾图像进行针对性的训练学习, 实现了端到端的图像去雾。YANG 等^[10]提出了一种基于解耦的新型去雾网络, 通过生成对抗训练, 完成了无雾到有雾图像映射关系的学习; ENGIN 等^[11]通过聚合循环一致性和感知损失, 在 CycleGAN 架构的基础上引入 Cycle-Dehaze 网络结构, 使用不成对的图像训练网络, 取得了较好的视觉效果; DONG 等^[12]采用 U-Net 网络架构, 通过多尺度特征融合, 提升了去雾

算法在真实数据集的表现力。除此之外, 基于知识蒸馏^[12]、双目视觉等^[13]也涌现了一些新的思路与算法, 但是基于深度学习的去雾算法都是针对单帧图像, 未考虑时域间的约束关系, 而且对硬件配置要求较高, 做到实时处理的难度较大。

虽然这些年图像去雾已取得了显著的进步, 但是上述算法大多针对静态或者单帧图像, 应用于视频图像处理时, 算法的复杂程度往往难以满足实时性要求。除此之外, 实际运动场景下, 场景与天气状况复杂多变, 如果不考虑帧间的时间及空间关系, 可能会造成去雾后视频存在闪烁、偏色等视觉问题。针对上述问题, 本文从雾图形成的物理模型出发, 提出了一种鲁棒性好、可适应多种复杂场景及天气条件的快速视频去雾算法, 以保证可见光成像系统在恶劣天气下工作的稳定性与可靠性, 为后续的高级别视觉任务提供良好的图像基础。

1 雾天图像退化模型与颜色描述

1.1 大气散射退化模型

若空气中不存在各类悬浮微粒, 则人眼感受到的或者摄像机拍摄所获得的物体的亮度就是物体自身的固有亮度。然而, 由于实际的空气中存在着各种颗粒物, 实际上观察到的物体亮度并非其自身亮度, 而是由两部分组成: 第一部分为物体的固有亮度经过空气中微粒的削弱作用之后抵达人眼或者摄像机的部分; 第二部分是大气光经过空气柱折射进入人眼或摄像机而感受到的亮度, 即物体到观察者之间的这段空气柱的亮度。该散射退化过程可表示为^[4-6,8]

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

式中: x 为图像中任意一个像素点(可以表达为一个 2 维坐标系); $I(x)$ 为观察到的 x 点的亮度值; $J(x)$ 为 x 点对应的物体的固有亮度值; t 为透射率, $t(x)$ 为 x 点对应的透射率; A 为 $t=0$ 处所对应的大气光值。透射率 $t(x)$ 与目标深度之间有如下关系

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

式中: $d(x)$ 为物体与摄像机的水平距离; β 为大气消光系数, 与波长有关, 因此每个颜色通道的透射率 t 也不尽相同。为了简化计算, 现有的方法均忽略通道间透射率的差异, 以减小模型的复杂度以及不确定因素。从式(1)可知, 通过计算大气光值 A 以及透射率 t , 便可求解固有亮度值 $J(x)$, 得到无雾图像。

1.2 雾天图像颜色分布及退化

统计先验表明, 无雾条件下, 图像可以通过有限的颜色来表示。VAN DE WEIJER 等通过对大量的 Google 图片进行学习, 形成了 RGB 空间与 11 种描述颜色的对

照表,将自然界的色彩用11种基础颜色描述,分别为黑、蓝、灰、棕、绿、橙、粉、紫、红、白和黄。对应的RGB值分别为[0 0 0], [0 0 255], [127 102 63], [127 127 127], [0 255 0], [255 204 0], [255 0 255], [255 0 0], [255 255 255], [255 255 0]。以上述11种基础描述颜色作为参照,根据RGB空间到颜色描述空间的对照表对图像中的颜色进行分类,得到的颜色描述图像如图1所示。

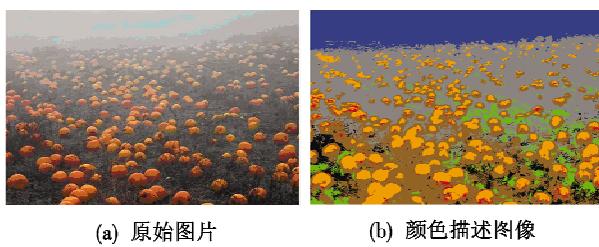


图1 有雾图片颜色描述

Fig. 1 Color description of foggy image

随意选取灰色与橘色两个描述颜色所对应的像素,在RGB空间绘制两者的分布如图2(a)所示。

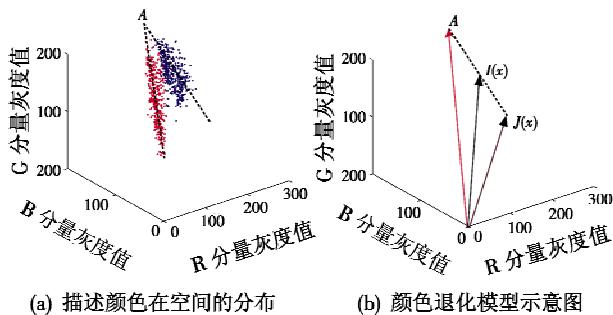


图2 颜色分布与退化示意图

Fig. 2 Schematics of color distribution and degradation

由式(1)可知,透射率 t 就像一个调节因子,用于调节原始颜色与大气光对输出颜色的影响,随着景深的增加,透射率逐渐减小,原始颜色贡献也越来越小。当景深为无穷远时,输出颜色最终退化为大气光值,虽然不同描述颜色在RGB空间沿不同的直线分布,但最终都将交汇于大气光值,图2(a)也说明了这个问题。除此之外,对式(1)进行变形后有

$$I(x) - A = (J(x) - A)t(x) \quad (3)$$

由式(3)可知,固有颜色相同的点,其观测值与大气光值做差后的向量 $(I(x) - A)$ 与固有颜色和大气光值做差后的向量 $(J(x) - A)$ 具有相同的方向,该方向就是退化线的方向,两者的模与透射率 $t(x)$ 成比例关系,该关系如图2(b)所示。

2 快速视频去雾算法设计

快速视频去雾算法主要包括以下几个流程:首先,进行全局大气光值估计,通过四分叉树算法求解全局大气光值,并通过在线学习对全局大气光值进行更新;

然后,通过颜色退化模型求解初始透射率;之后,对相邻帧间透射率进行时间与空间连续性约束,并更新透射率;最终,使用原始有雾图像、全局大气光值以及透射率对图像进行复原,输出去雾视频。具体实施流程如图3所示。

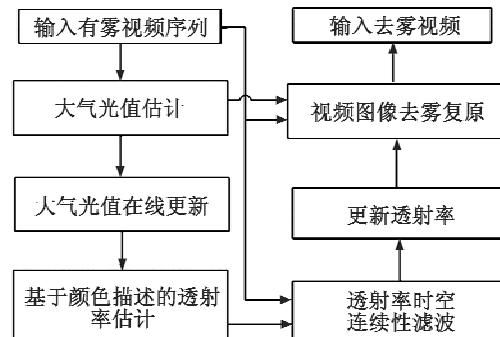


图3 快速视频去雾流程

Fig. 3 Block diagram of the fast dehazing algorithm

2.1 全局大气光值估计

全局大气光值指的是图片中视觉无穷远处的亮度值,视觉无穷远处往往是雾气浓度最大的区域或者天空区域,图像中表现为亮度大、颜色均匀,即均值大标准偏差小,因此可使用均值减去标准偏差用于判定亮度与对比度的差异。

1) 基于四分叉树算法的大气光估计。

四分叉树算法是一个空间均匀网络剖分算法,该算法将整个图像的空间按照水平、竖直方向均匀分割成4个子方块网格,组成一棵四叉树。使用均值减去标准差作为打分规则来衡量四叉树分割后,每一个子空间中亮度与对比度的差别,选取分值最高的子空间进行进一步四叉树分割,如此递归直到子空间的尺寸小于设定的阈值为止。通过这种四分叉树算法与打分规则,最终会将子空间逐步地逼近图像中视觉的无穷远处,算法如图4所示。

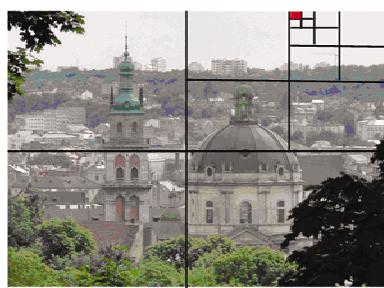


图4 四分叉树算法示意图

Fig. 4 Schematic diagram of quad-tree algorithm

记最后打分最高的子空间为 I^* (对应图4中红色区域),计算 I^* 中所有的点与(255, 255, 255)的欧氏距离 $\|(I_r^*, I_g^*, I_b^*) - (255, 255, 255)\|$,选取欧氏距离最小的点在输入图像中所对应的亮度值作为全局大气光值 A 。

2) 大气光值在线更新。

当视频场景发生运动时,逐帧估计的大气光值会随着场景内容的变化而变化,大气光值的不连续会造成去雾后帧间图像偏色的不同,播放起来产生闪烁。为了减少帧间大气光突变所带来的影响,对大气光值进行在线学习与更新,更新如下

$$A_i = \eta \cdot A_i + (1 - \eta) A_{i-1} \quad (4)$$

式中, η 代表了学习率。通过引入更新率,使得之前帧大气光的影响呈指数衰减,既可以保证快速适应大气光值的变化,又可以保证估计的稳定性。

2.2 基于颜色描述的透射率估计

由式(3)可知,有雾条件下,相同描述颜色所对应的像素值与大气光之间做差之后得到的矢量具有相同的方向,其方向与 $(J(x) - A)$ 一致,长度与该位置处的透射率成正比。假设每种描述颜色所对应的退化线上距离大气光值最远的点不受雾气干扰,代表该颜色的固有亮度 J ,即 $t=1$ 时,与大气光最远距离为

$$r_{\max} \stackrel{\text{def}}{=} \| J - A \| \quad (5)$$

那么该条退化线上的其他点的透射率可以根据每个像素点与大气光之间的距离计算得到,即

$$\tilde{t}(x) = \| I(x) - A \| / r_{\max} \circ \quad (6)$$

然而实际场景中,并非每条退化线上离大气光最远的点都不受雾气干扰,而且雾气浓度越大,受干扰越大,由式(5)计算出的 r_{\max} 与真实值差异越大。因此,需要对 r_{\max} 乘以系数 λ 对 $J(x)$ 朝远离大气光的方向进行外推。雾气浓度越大, λ 取值越大。除此之外,局部区域颜色与透射率具有连续性,即区域 Ω 内的透射率具有相同的值,重新修正透射率算式为

$$\tilde{t}(x) = \operatorname{mean}_{x \in \Omega} (\| I(x) - A \| / (\lambda \cdot r_{\max})) \quad \lambda \in [1, 2] \quad (7)$$

考虑到 $t \in [0, 1]$,对透射率的初步结果进行限定,即

$$t(x) = \min \{ \max \{ \tilde{t}(x), 0 \}, 1 \} \circ \quad (8)$$

2.3 基于马尔可夫随机场的透射率连续性约束

视频图像是时间和空间的统一体,每一个像素的透射率在其空间和时间邻域内应具有局部不变性,因此,需要对基于像素的透射率在时间与空间邻域中进行约束。对于空间域上的约束,采用局部一致性原则,即在一个小邻域内亮度相同的像素,其透射率具有相近的属性。在时间邻域内,与相邻帧的对应邻域中的透射率具有相近的属性。

1) 透射率的空间约束。

对式(1)变换

$$I(x) = (J(x) - A) t(x) + A \quad (9)$$

可以看出, t 就像一个调节因子,用于调节大气光对最终输出亮度的贡献,局部区域内 J 与 A 相同,透射率与像素亮度满足线性关系。定义如下线性变换

$$t(x) = \omega(x) I(y) + b(x) \quad y \in \Omega(x) \quad (10)$$

式中: y 表示属于以 x 为中心的窗口内的坐标点, $I(y)$ 表示该点的图像亮度值; $\omega(x)$ 与 $b(x)$ 在窗口内是恒定的系数; $\Omega(x)$ 表示窗口大小。这种约束关系保证了输出透射率 $t(x)$ 与输入图像 $I(x)$ 边缘一致。为了求解最优 $\omega(x)$ 与 $b(x)$, 定义空间似然函数为

$$P_s(\omega, b) \propto \prod_{y \in \Omega(x)} \exp \left(- \frac{\|\omega(x)I(y) + b(x) - t(x)\|_2^2}{\sigma_s^2} \right) \quad (11)$$

式中, σ_s 表示空间参数。

2) 透射率的时间约束。

在时间域,使用亮度连续性假设,相邻帧间邻域内的透射率具有相似性,定义第 i 帧的似然方程为

$$P(\omega_i, b_i) \propto \prod_{\tau \in [-f, +f]} \exp \left(- \frac{\|\omega_i(x)I_i(x) + b_i(x) - t_{i+\tau}(x)\|_2^2}{\sigma_\tau^2} \right) \quad (12)$$

式中: f 表示图像的相邻帧,取相邻的 3 帧进行计算; σ_τ 表示空间参数。将时间与空间似然方程进行整合、简化,得到最终的约束方程为

$$P(\omega_i, b_i) \propto \prod_{\tau \in [-f, +f]} \prod_{y \in \Omega(x)} \exp \left(- \frac{\|\omega_i(x)I_i(y) + b_i(x) - t_{i+\tau}(y)\|_2^2}{\sigma_\tau^2} \right) \quad (13)$$

使用最大似然法求解出最优的 $\omega_i(x)$ 与 $b_i(x)$ 之后,再对透射率进行更新。

2.4 图像去雾复原

使用上文估计得到的全局大气光值 A 、原始输入的有雾图像 I 以及时空约束后的透射率 t ,代入

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{t(x)} + A \quad (14)$$

即可完成图像的去雾复原,复原结果如图 5 所示。



图 5 图像复原结果

Fig. 5 Image restoration result

3 实验评价

1) 单帧图像去雾效果评价。

选取当前性能优越的主流去雾算法 DCP^[5], NLD^[7], CAP^[8], DeNet^[9] 与本文算法进行定量评价与比较。利用双目立体匹配测试数据集(Middlebury Stereo Datasets)

中的视差图像获取场景的深度信息,之后利用原始高清无雾图像与深度信息建立各种雾天条件下的人工合成图库。随意选取15组合成图像,计算均方误差(MSE)、峰值信噪比(PSNR)、结构相似度(SSIM)等客观指标,平均结果如表1所示。

表1 客观指标平均结果

Table 1 Quantitative evaluation on synthetic images

客观指标	去雾算法				
	DCP	NLD	CAP	DeNet	本文算法
MSE	0.0426	0.0262	0.0364	0.0684	0.0260
PSNR	62.716	64.143	63.022	60.455	64.153
SSIM	0.9943	0.9965	0.9950	0.9905	0.9965

随机选取一个真实场景,使用本文算法进行去雾,效果如图6所示。

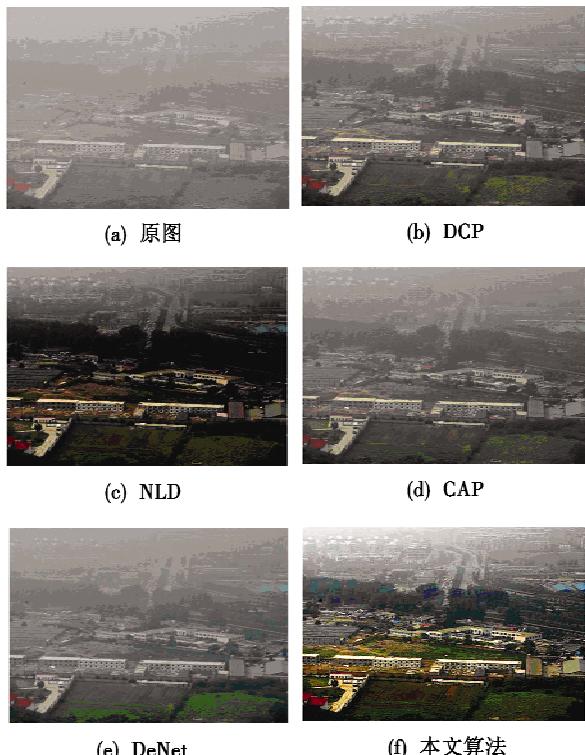


图6 真实场景单帧图像复原结果

Fig. 6 Results of different methods on single-frame of real-world images

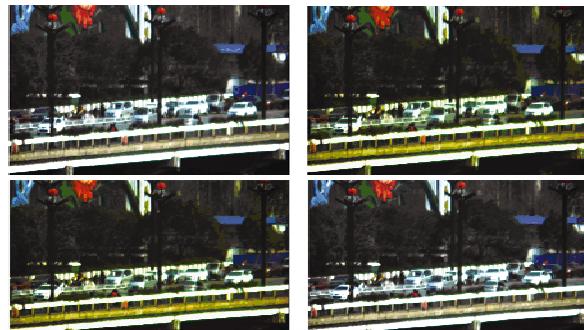
通过对比可以发现,基于深度学习的CAP,DeNet等去雾算法整体上看去雾不够彻底,DCP与NLD虽然可以有效去雾,但是去雾后图片与场景真实颜色存在一定差异。而使用本文算法进行去雾,去雾后接近真实颜色,特别是景深较深区域去雾效果较好,无色偏等现象发生。

2) 视频图像去雾效果评价。

为了证实时空连续性约束的有效性,对视频去雾结果进行测试,结果如图7所示。



(a) 原始有雾图像



(b) 连续4帧未使用时空连续性约束去雾



(c) 连续4帧使用时空连续性约束去雾

图7 视频图像复原结果

Fig. 7 Dehazing results of video image

由图7(b)可以看到,由于帧间大气光是相互独立的,故复原出来的图片亮度及色偏存在一定的差异,连续播放时会造成视频闪烁。由图7(c)可以看到,闪烁现象得到了较好的抑制,复原后局部连续性也较好,可以满足视觉连续性的要求。

3) 算法时效评价。

视频去雾对算法的复杂度以及速度有着较高的要求,使用 1920×1080 高清视频,软件平台为Matlab 2018b,硬件平台为Intel i7-4790,对不同算法运算时间进行了定量的测试,结果如表2所示。

表2 算法用时测评结果

Table 2 Time consumption comparison

运算时间/s	去雾算法				
	DCP	NLD	CAP	DeNet	本文算法
1.48	3.08	21.84	20.18	0.15	

实测结果显示,基于深度学习的两种方法用时较长,运算复杂度较高,离工程应用还有一段距离。本文算法在运算时间上远小于DCP和NLD,除此之外,算

法在设计大气光、透射率求取等关键步骤上,采用的是乘加、比较,以及查找等简单的逻辑操作,非常便于FPGA逻辑电路实现。

4 小结

本文针对低能见度气象环境下,大气中浑浊悬浮物对光波产生严重散射、降低可见光成像系统作用距离的问题,从雾天图像退化模型出发,充分利用颜色先验知识,联合时域与空域连续性约束信息,实现了快速视频图像去雾增强。实验结果显示,本文算法在单帧去雾方面,效果显著优于其他方法,复原后的图像颜色忠于原始颜色;在视频去雾方面,去雾后图像能见度得到显著提升,满足视觉连续性要求,可为后续高级视觉任务提供良好的图像基础。

参 考 文 献

- [1] JOBSON D G, RAHMAN Z U, WOODELL G A. Properties and performance of a center/surround retinex [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(3):451-462.
- [2] MCCARTNEY E J. Optics of the atmosphere: scattering by molecules and particles [M]. New York: John Wiley and Sons, 1976.
- [3] TAN R T. Visibility in bad weather from a single image [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008:1-8.
- [4] FATTAL R. Single image dehazing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3):72.
- [5] 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.
- [6] BERMAN D, TREIBITZ T, AVIDAN S. Non-local image dehazing[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016:1674-1682.
- [7] ZHU Q S, MAI J M, SHAO L. A fast single image haze removal algorithm using color attenuation prior[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24 (11): 3522-3533.
- [8] 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.
- [9] ZHANG H, SINCACI V A, PATEL V M. Densely connected pyramid dehazing network [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 3194-3203.
- [10] YANG X, XU Z, LUO J B. Toward perceptual image dehazing by physics-based disentanglement and adversarial training [C]//Proceeding of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2018:1-8.
- [11] ENGIN D, CENC A, EKENEL H K. Cycle-dehaze: enhanced cycleGAN for single image dehazing[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018:825-833.
- [12] DONG H, PAN J S, XIANG L, et al. Multi-scale boosted dehazing network with dense feature fusion[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020:2157-2167.
- [13] Shao Y J, LI L, REN W Q, et al. Domain adaptation for image dehazing[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020:2808-2817.



请扫描二维码关注我刊