

# 基于超像素图像分割的暗通道先验去雾改进算法

金天虎<sup>1</sup>, 陶砚蕴<sup>1,3</sup>, 李佐勇<sup>2</sup>

(1. 苏州大学轨道交通学院, 江苏苏州 215137; 2. 福建省信息处理与智能控制重点实验室(闽江学院), 福建闽江 350108;  
3. 南京大学计算机软件新技术国家重点实验室, 江苏南京 215311)

**摘要:** 本文针对暗通道先验去雾算法在天空等明亮区域存在明显的噪声放大和色彩失真的问题, 从大气散射模型和暗通道先验理论出发修正大气光值和非暗通道区域透射率, 提出了基于超像素图像分割的暗通道先验去雾改进算法. 本文算法基于大气散射模型和暗通道先验理论建立雾天成像模型; 通过超像素阈值分割算法将图像分为暗通道区域和非暗通道区域, 暗通道区域(Dark Channel Region, DCR)即图像中符合暗通道先验理论的部分, 非暗通道区域(Non-Dark Channel Region, NDCR)即图像中不符合暗通道先验理论的部分; 再分别通过非暗通道区域和暗通道区域的超像素, 估计全局大气光值, 修正非暗通道区域透射率; 最终根据大气散射模型恢复无雾图像. 本文算法提高了全局大气光值的准确性, 有效抑制了天空等非暗通道区域的失真, 复原图像更加清晰自然, 增强了视觉效果. 主观和客观评价的实验表明, 本文算法能够取得比传统算法更优的去雾效果.

**关键词:** 图像去雾; 暗通道先验; 超像素图像分割; 全局大气光值和透射率修正; 暗通道区域

**基金项目:** 福建省信息处理与智能控制重点实验室(闽江学院)开放课题(No.MJUKF-IPIC202104); 计算机软件新技术国家重点实验室(南京大学)开放课题(No.KFKT2021B40)

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2023)01-0146-14

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20211566

## An Improved Dark Channel Prior Dehazing Algorithm Based on Superpixel Image Segmentation

JIN Tian-hu<sup>1</sup>, TAO Yan-yun<sup>1,3</sup>, LI Zuo-yong<sup>2</sup>

(1. School of Rail Transportation, Soochow University, Suzhou, Jiangsu 215137, China;

2. Fujian Provincial Key Laboratory of Information Processing and Intelligent Control, MinJiang University, Minjiang, Fujian 350108, China;

3. State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing, Jiangsu 215311, China)

**Abstract:** In view of the obvious noise amplification and color distortion of dark channel prior dehazing algorithm in bright areas such as sky, this paper proposes an improved dark channel prior dehazing algorithm based on superpixel image segmentation. Based on the atmospheric scattering model and dark channel prior theory, the atmospheric light value and the transmittance of non-dark channel region are modified. Firstly, a foggy imaging model is established based on atmospheric scattering model and dark channel prior theory. Then, the image is divided into dark channel region and non-dark channel region through the super pixel threshold segmentation algorithm. Dark channel region (DCR) is the part of the image conforming to the dark channel prior theory. Non-dark channel region (NDCR) is the part of the image that does not conform to the dark channel prior theory. Then the global atmospheric light value is estimated by the superpixels of the non-dark channel region and the dark channel region, respectively, and then the transmittance of the non-dark channel region is corrected. Finally, the fog-free image is restored according to the atmospheric scattering model. The algorithm in this paper improves the accuracy of global atmospheric light values, and effectively inhibits the distortion of sky and other non-dark channel regions, making the restored image clearer and more natural, and also enhances the visual effect. Subjective and objective evaluation experiments show that the proposed algorithm can achieve better dehazing effect than the traditional algorithm.

**Key words:** image dehazing; dark channel prior; super pixel image segmentation; global atmospheric light value and transmittance correction; dark channel region

Foundation Item(s): Open Fund Projects of Fujian Provincial Key Laboratory of Information Processing and Intelligent Control (Minjiang University) (No.MJUKF-IPIC202104); Open Fund Projects of State Key Laboratory for Novel Software Technology (No.KFKT2021B40)

## 1 图像去雾相关工作

当前环境污染日益严重,雾霾已经成为一种常见现象.受雾霾天气影响,成像设备获得的图像存在对比度下降、细节丢失以及饱和度偏移等问题<sup>[1,2]</sup>.这对室外导航<sup>[3,4]</sup>、视频监控<sup>[5,6]</sup>、图像取证<sup>[7]</sup>等视觉系统产生了极大的影响.因此学者们提出了许多图像去雾算法.其中,基于图像增强的去雾算法的核心思想是突出图像的某些特征;基于图像复原的去雾算法通过分析雾天图像降质的原因,建立雾天成像物理模型,估计模型参数,反推出无雾图像,由于不考虑图像退化原因,恢复效果往往不如基于图像复原的去雾算法效果好;此外,基于深度学习的图像去雾算法取得了显著的效果,然而其训练模型多集中在合成雾霾图像上,算法复杂度高,运行效率慢,用于真实场景时性能下降.

Tan<sup>[8]</sup>基于能见度较好的图像(或者晴天图像)比受恶劣天气影响的图像具有更高的对比度,通过最大化局部对比度达到去雾目的,但该方法不符合真实的雾天成像物理模型,去雾效果不自然.Fattle<sup>[9]</sup>提出了一种加入表面阴影的雾天图像成像模型,通过假设表面阴影和透射率在局部统计上是不相关的,估算出透射率,最终达到去雾的目的,但该方法在假设不成立时不能很好的去除图像中的雾霾.Zhu等<sup>[10]</sup>在颜色衰减先验理论基础上利用景深、亮度和对比度的关系来估计透射率,但该方法不能给出普适性的参数修正透射率导致复原图像留有残雾.

He等<sup>[11,12]</sup>通过对大量户外无雾图像的研究统计发现暗通道先验理论,提出经典的暗通道先验(Dark Channel Prior, DCP)去雾算法.该方法利用暗通道先验信息,去雾效果显著,边缘信息保持良好,已成为当下最流行的去雾算法之一.但由于天空、白色物体等非暗通道区域不符合该算法的暗通道先验理论,去雾后的图像在非暗通道区域出现色彩失真和噪声放大现象.有学者就此提出了改进方案.Wang等<sup>[13]</sup>认为室外图像中天空区域是一个大面积高强度的平滑区域,以此将图像分为天空区域和非天空区域,然后分别修正天空区域和非天空区域的透射率,最终达到不同区域的去雾目的,但该方法只适用于有大面积天空区域的室外图像,且给定的透射率修正方式不合实际.蒋建国等<sup>[14]</sup>提出引入容差阈值修正明亮区域的透射率,但未能给出普适性的容差阈值.Zhu等<sup>[15]</sup>利用梯度对天空区域进行检测和分割,引入亮度容差和梯度容差修正天空透射率,最终达到去雾后保持非天空区域不失真的目的,该方法天空区域分割不完整,引入了较多参数.肖进胜等<sup>[16]</sup>将引导滤波用于天空区域的细化分割,解决

了天空色彩失真等问题,取得了良好的去雾效果,但图像非暗通道区域不仅包括天空区域,还包括白色物体等高亮度区域.Hassan等<sup>[17]</sup>在暗通道先验基础上通过超像素分割图像,选择强度最大的超像素作为全局大气光值,利用滚动引导滤波修正透射率,最终达到去雾目的,但该方法全局大气光值的估计和透射率修正不准确,天空等亮度较高区域去雾效果不理想.Kim等<sup>[18]</sup>利用暗通道先验理论估计全局大气光值,通过有雾图像的饱和度和拉伸函数估计清晰图像的饱和度,最终利用饱和度和透射率的关系估计透射率,最终达到去雾的目的,该算法去雾效果良好,但部分图像会出现偏色的现象.

本文利用简单线性迭代聚类超像素(Simple Linear Iterative Clustering, SLIC)<sup>[19]</sup>阈值分割算法将图像区分出暗通道区域和非暗通道区域,分别由非暗通道区域和暗通道区域的最大强度超像素估计全局大气光值,然后利用到暗通道先验信息修正非暗通道区域透射率,最后通过大气散射模型得到复原图像.相比传统暗通道先验去雾算法,本文算法有效解决了天空等非暗通道区域颜色失真问题.通过实验观察,本文算法整体去雾效果良好,复原图像具有较好的视觉效果.

## 2 暗通道先验去雾算法

### 2.1 大气散射模型

雾是由大量悬浮在空气中的微小水滴或冰晶组成的微小粒子.霾是由空气中的灰尘、硫酸、硝酸等颗粒物组成的微小粒子.雾霾的存在会降低空气透明度,户外的图像因此存在对比度降低和颜色偏移等问题.粒子对光的散射作用强度随粒子半径增大而增强.因此在晴天条件下,空气中的大气分子体积很小,对光的散射作用很小.而在雾霾天气条件下,大气中的悬浮粒子由于半径较大对光产生了严重的散射作用,不仅使目标反射光到达观测点时发生了衰减,而且使周围环境光之间互相影响.这是雾天图像降质的主要原因.此外,这些粒子还对光线有吸收和辐射作用,但影响作用较小.因此在研究图像雾化模型时,为了简化问题,往往只考虑散射作用而忽略悬浮粒子对光的吸收和辐射作用.

McCartney等<sup>[20]</sup>在1975年提出了大气光学中最常用的模型——大气散射模型,其由入射光衰减模型和大气光成像模型组成.根据大气散射模型,雾天图像降质是入射光衰减和大气光成像共同作用造成的结果.成像设备得到的光强由衰减后的入射光和周围环境光的线性叠加组成,表示公式如下:

$$I^c(x, y) = L_\infty^c \rho(x, y) e^{-\beta(\lambda, d)d(x, y)} + L_\infty^c \left(1 - e^{-\beta(\lambda, d)d(x, y)}\right) \quad (1)$$

其中,  $(x, y)$  表示像素坐标;  $I$  表示成像的像素值, 即有雾图像;  $c$  表示 RGB 三通道;  $d(x, y)$  表示目标距离成像设备的距离;  $\rho(x, y)$  表示场景对入射光的反射率;  $\beta(\lambda, d)$  表示大气散射系数;  $L_\infty^c$  表示  $c$  通道的全局大气光值。

假设雾霾天气条件下大气中的介质均匀分布, 悬浮粒子对不同波长的可见光的散射作用差别很小, 则  $\beta(\lambda, d)$  在景深方向恒定不变. 因此为了简化模型去雾过程, 假设大气散射系数是常数, 即  $\beta(\lambda, d) = \beta$ . 为了简化运算, 定义透射率  $t(x, y) = e^{-\beta(\lambda, d)d(x, y)}$ , 无雾图像  $J(x, y) = L_\infty^c \rho(x, y)$ , 大气光值  $A^c = L_\infty^c$ , 得到最终的雾天成像模型:

$$I^c(x, y) = J^c(x, y)t(x, y) + A^c(1 - t(x, y)) \quad (2)$$

其中,  $I(x, y)$  是摄像头成像图像, 即有雾图像;  $J(x, y)$  是晴天条件下的图像即无雾图像;  $A$  为全局大气光值;  $t(x, y)$  是光透射率. 图像去雾的过程即由有雾图像  $I(x, y)$  求无雾图像  $J(x, y)$ .

## 2.2 暗通道先验去雾

He 等<sup>[11]</sup>通过对 5 000 多张户外不包含天空的晴天图像观察发现在图像的任意局部区域内总存在一些像素的某一个颜色通道像素值很小, 其中大约 75% 的像素约为零, 90% 的像素的强度低于 25, 并且大多数图像暗通道的平均强度非常低, 由此提出了暗通道先验理论, 即在某一局部区域内总存在一些像素的某一个颜色通道像素值很小, 接近于 0, 表示公式如下:

$$J^{\text{dark}}(x, y) = \min_{y \in \Omega(x)} \left\{ \min_{c \in (r, g, b)} (J^c(x, y)) \right\} \rightarrow 0 \quad (3)$$

其中,  $J^{\text{dark}}(x, y)$  表示暗原色通道;  $J^c(x, y)$  表示 RGB 三通道中某一通道值;  $\Omega(x)$  表示某一区域.

根据暗通道先验理论可知, 无雾图像的暗通道像素值很低, 接近于零. 有雾图像中的暗原色通道值增大, 因此有雾图像的暗通道近似的相当于雾气的浓度.

基于雾天成像物理模型, 根据暗通道先验理论和有雾图像的信息可以估计出雾气浓度、透射率和全局大气光值, 再通过(2)式得到无雾图像.

在暗通道的雾天成像模型中, 假设透射率为  $t(x)$ , 全局大气光值为  $A$ , 有雾图像的暗原色通道为  $I^{\text{dark}}(x, y)$ . 则式(2)在暗通道的变换公式如式(4)所示:

$$\min_{y \in \Omega(x)} \left\{ \min_{c \in (r, g, b)} \left( \frac{I^{\text{dark}}(x, y)}{A} \right) \right\} = t(x) \min_{y \in \Omega(x)} \left\{ \min_{c \in (r, g, b)} \left( \frac{J^{\text{dark}}(x, y)}{A} \right) \right\} + (1 - t(x)) \quad (4)$$

由暗通道先验理论可知无雾图像的暗通道像素值接近于零, 将(3)式代入(4)式中, 并引入缓冲因子  $\omega$ , 得到最终的透射率:

$$t(x) = 1 - \omega \min_{y \in \Omega(x)} \left\{ \min_{c \in (r, g, b)} \left( \frac{I^c(x, y)}{A^c} \right) \right\} \quad (5)$$

He 等<sup>[11]</sup>在暗通道先验去雾算法中给出全局大气光值的求解方法是在有雾图像暗通道中选取值最大的前 0.1% 像素, 然后对应原图中像素最大的值作为全局大气光值. 由此可求得透射率与全局大气光值, 从而由(5)式可恢复无雾图像. 但在  $t(x)$  接近零时, 会使恢复的无雾图像像素值过大. 因此设置一个透射率下限  $t_0$  取值 0.1. 此外, 为避免块状效应, 采用软抠图的方式细化透射率. 因软抠图细化透射率耗费大量时间, He 等在文献[12]中采用引导滤波细化透射率. 根据细化后的透射率和全局大气光值, 由下式计算无雾图像:

$$J^c(x) = \frac{I^c(x)}{\max(t(x), t_0)} + A^c \quad (6)$$

图 1 为暗通道先验去雾算法的去雾效果图, 由图 1 中的有雾图像和去雾图像对比可以看出, 去雾图像去雾效果明显, 整体更加清晰, 边缘保持良好, 但去雾图像整体亮度偏暗, 天空区域出现色彩失真现象.



(a) 有雾图像



(b) 去雾图像

图 1 原暗通道先验去雾算法

暗通道先验去雾算法基于大气散射雾天成像物理模型和暗通道先验理论. 但这两种理论都存在一定的局限性. 虽然大气散射模型基于对大气成像过程的分析且能够很好地解释雾天图像降质的原因——入射光传播过程中的衰减和大气环境光的叠加, 但由于成像过程和环境的复杂性, 该模型不可避免地具有一定的局限性, 主要有以下 3 点: (1) 大气散射模型仅仅考虑散射而忽略吸收和辐射; (2) 大气散射模型仅仅考虑单次散射而实际上会发生多次散射; (3) 大气散射模型假设雾天条件下大气中的悬浮粒子均匀分布而实际上雾气分布并不均匀.

暗通道先验理论关键在于寻找暗通道像素, 这是准确求取透射率和全局大气光值的关键. 局限性在于暗通道先验理论统计规律是建立在不包含天空的晴天无雾图像基础上, 对包含天空等非暗通道区域的图像会失效. 由于非暗通道区域(天空)的暗通道  $J^{\text{dark}}(x, y)$  相对较大并不趋近于零, 这导致实际的透射率要大于

暗通道先验去雾算法估计的透射率. 因此, 对包含天空等非暗通道区域的图像, 暗通道先验理论则失效, 去雾后的图像非暗通道区域色彩失真. 在暗通道先验去雾算法中, 设置透射率下限  $t_0=0.1$  来控制去雾程度. 虽然对于非暗通道区域等明亮区域的去雾结果有所改善, 但并没有利用到有雾图像的信息并影响到整体的去雾效果.

### 3 基于超像素分割的暗通道先验去雾改进算法

本文基于超像素图像分割的暗通道先验去雾改进算法的流程如图 2 所示. 首先利用简单线性迭代聚类超像素 SLIC 阈值分割算法将图像区分为暗通道区域和非暗通道区域; 然后分别通过暗通道区域和非暗通道区域强度最大的超像素估计全局大气光值, 修正非暗通道透射率; 在得到全局大气光值和透射率后, 通过雾天图像复原模型得到去雾图像.

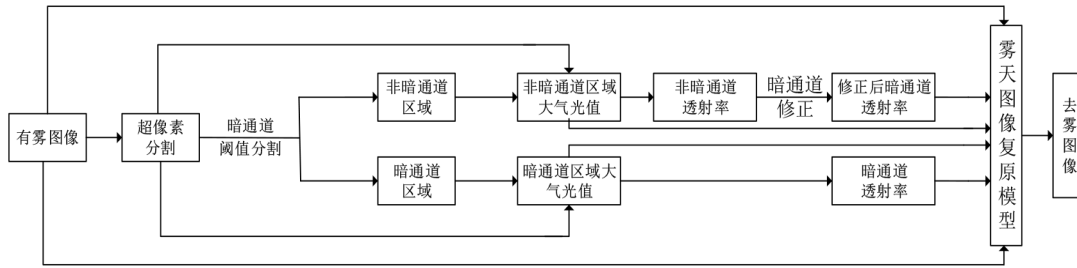


图2 算法原理框图

#### 3.1 简单线性迭代聚类超像素图像分割非暗通道区域

图像中符合暗通道先验理论的部分为暗通道区域, 图像中不符合暗通道先验理论的部分为非暗通道区域. 分析可知, 非暗通道区域在无雾条件下的暗通道像素值相对较大, 因此由暗通道先验去雾算法估计的透射率小于实际的透射率. 因此, 简单有效地分割图像的暗通道区域和非暗通道区域是图像去雾的关键.

本文针对雾天图像的特性, 提出一种改进的简单线性迭代聚类超像素分割算法 SLIC 将图像分割为暗通道区域和非暗通道区域. 根据雾天图像特性, 本文选取的像素点特征向量为红绿蓝(RGB)三通道、暗通道(D)和色调(H)以及位置坐标  $(x, y)$ . 图像中的像素点的特征向量  $X$  为

$$X = (R, G, B, H, x, y)^T \quad (7)$$

由暗通道先验理论可知, 在暗通道区域, 暗通道特征是有效的, 接近于雾霾密度. 但在非暗通道区域, 由于所有颜色通道的强度都很高, 因此非暗通道区域的暗通道值明显高于暗通道区域的暗通道值.

$$\begin{cases} J_{\text{DCR}}^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left\{ \min_{c \in (r, g, b)} (J^c(x)) \right\} \rightarrow 0 \\ J_{\text{NDCR}}^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left\{ \min_{c \in (r, g, b)} (J^c(x)) \right\} \gg 0 \end{cases} \quad (8)$$

根据雾天成像模型和 RGB 空间转换到 HSV 空间公式推导可知, 有雾图像和去雾后图像的色调(H)一致, 且天空等非暗通道区域色调与暗通道区域色调相差较大.

$$H = \begin{cases} \theta, & B \leq G \\ 2\pi - \theta, & B > G \end{cases} \quad (9)$$

$$\theta = \arccos \left\{ \frac{(R-G) + (R-B)}{2[(R-G)^2 + (R-B)(G-B)]^{1/2}} \right\}$$

假设有雾图像的 RGB 三通道像素值为  $R_0, G_0, B_0$ , 去雾后的图像的 RGB 三通道像素值分别为  $R_1, G_1, B_1$ . 假设雾气引起的增量为  $a$ . 则有:

$$R_0 = R_1 + a, \quad G_0 = G_1 + a, \quad B_0 = B_1 + a \quad (10)$$

将式(10)带入式(9)中, 可得

$$\begin{aligned}
\theta_0 &= \arccos \left\{ \frac{(R_0 - G_0) + (R_0 - B_0)}{2 \left[ (R_0 - G_0)^2 + (R_0 - B_0)(G_0 - B_0) \right]^{1/2}} \right\} \\
&= \arccos \left\{ \frac{((R_1 + a) - (G_1 + a)) + ((R_1 + a) - (B_1 + a))}{2 \left[ ((R_1 + a) - (G_1 + a))^2 + ((R_1 + a) - (B_1 + a))((G_1 + a) - (B_1 + a)) \right]^{1/2}} \right\} \\
&= \arccos \left\{ \frac{(R_1 - G_1) + (R_1 - B_1)}{2 \left[ (R_1 - G_1)^2 + (R_1 - B_1)(G_1 - B_1) \right]^{1/2}} \right\} = \theta_1
\end{aligned} \tag{11}$$

由上所述,简单线性迭代聚类超像素分割算法 SLIC 流程如下.

步骤 1: 选取向量  $\mathbf{X}$  作为像素点的特征向量.

步骤 2: 初始化聚类中心,即按照设定的超像素个数 ( $K$ ),在图像内均匀分配初始聚类中心. 假设图像像素总数为  $N$ ,相邻中心间距离  $S$ ,计算方式为

$$S = \sqrt{N/K} \tag{12}$$

步骤 3: 在每个初始聚类中心  $3 \times 3$  领域内把初始聚类中心移到梯度最小的位置.

步骤 4: 在每个种子点周围的  $2S \times 2S$  邻域内,为根据与中心像素的距离  $D$  给每个像素点分配类标签,即

$$\begin{aligned}
d_c &= \sqrt{(R_j - R_i)^2 + (G_j - G_i)^2 + (B_j - B_i)^2 + (H_j - H_i)^2} \\
d_s &= \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \\
D &= \sqrt{\left(\frac{d_c}{m}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{S}\right)^2}, m = 10
\end{aligned} \tag{13}$$

步骤 5: 更新聚类中心,重复以上步骤不断迭代直到误差收敛.

步骤 6: 根据文献[21]的统计规律,包含天空、白墙等强度较高区域的图像的暗通道直方图有两个峰值,第一峰值强度低于 25,第二个峰值强度在 150 至 200 之间. 本文根据此规律采用二值化阈值分割的方法把超像素分为暗通道区域和非暗通道区域. 首先得到有雾图像的暗通道直方图,然后取直方图最右侧波峰的左边波谷灰度值作为分割阈值. 若超像素的暗通道均值大于阈值,则为非暗通道区域;反之为暗通道区域.

通过图 3(b)可以看出  $K$  均值聚类算法能够很好地分割出图像中的天空区域,同时也容易产生误分且分界线模糊. 例如图 3(b)红框中的部分建筑物和树木被误分为天空区域. 通过图 3(c)可以看出,文献[15]天空分割算法对连续的大面积天空区域分割效果良好,但对图 3(c)中红框部分被建筑物和树木分割开的小面积

天空区域分割效果极差,原因是文献[15]将天空区域视为一个大面积的平滑连通区域. 本文改进的简单线性迭代聚类超像素阈值分割算法能够充分地分割出天空区域,还可以分割出白色墙体等非暗通道区域,分割效果更理想.

### 3.2 全局大气光值优化

由 McCartney 等<sup>[20]</sup>提出的大气散射模型可知,全局大气光估计值的准确性极大程度上影响到雾后的视觉感受. 由  $A^c = L_\infty^c$  可知,全局大气光值对应场景深度为无穷远处的像素亮度.

He 等<sup>[11]</sup>基于雾气浓度与场景深度成正比提出在雾气最浓的区域估计大气光值. 即雾气最浓的区域对应场景深度最大的地方. 根据暗通道先验理论,暗通道像素值大小与雾气浓度成正比. 因此选择暗通道中像素值最大的位置作为全局大气光值的近似值. 具体做法:选择暗通道强度前 0.1% 的像素集,将与之对应的原图中的最大像素的值作为全局大气光值的估计值. 此外文献[11]提出晴天条件下空气中的粒子也会产生散射,远处的环境中也会存在薄雾. 因此式(5)求取透射率时引入参数  $\omega$  使去雾后的图像更加符合人的视觉感受. 但如果图像暗通道区域中存在大面积的白色物体时,全局大气光值会落在这些白色区域,导致全局大气光值被错误估计. 文献[22]中引入亮通道来估计每一个像素的大气光值,即每个像素点的大气光值都不相同. 本文则认为图像的非暗通道区域和暗通道区域的大气光值由于遮挡等原因而不相等,因此本文分别在非暗通道区域和暗通道区域估计大气光值. 具体方法如下:分别在暗通道区域与非暗通道区域寻找面积超过 3% 且三通道平均强度最大的超像素,然后以该超像素强度作为大气光值的估计值. 本文算法所选图像大小为  $550 \times 440$ ,设定的超像素个数  $K=200$ ,因此每个超像素的面积为整幅图像的 5%. 面积阈值设置为 3%,以防部分小面积高强度区域影响全局大气光值的准确性.

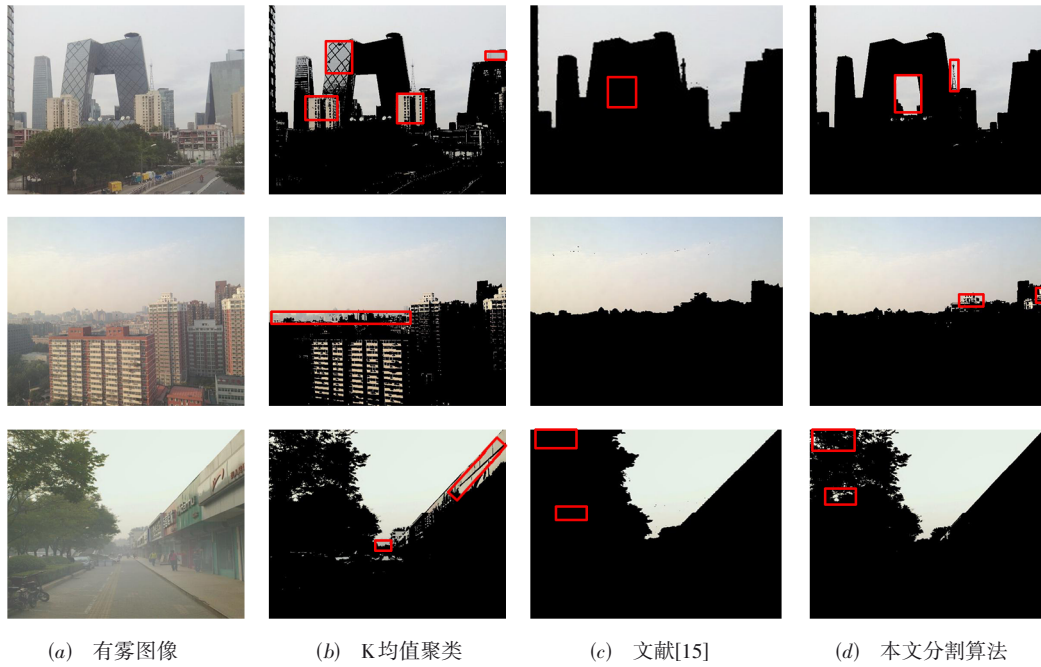


图3 非暗通道区域分割

图4(a)为待去雾图像,图4(d)为经迭代聚类SLIC超像素分割后的图像,图4(b)和图4(e)为对超像素进行分类后得到的非暗通道区域与暗通道区域,图4(c)和图4(f)分别为非暗通道区域和暗通道区域亮度最强的两个超像素,最后分别得到暗通道区域与非暗通道区域的大气光值。

### 3.3 非暗通道区域透射率优化

由前所述,图像暗通道区域符合暗通道先验理论,透射率的估计值接近真实值。但图像非暗通道区域存在颜色失真的问题。这是由于非暗通道区域的暗通道像素值较大,导致这部分区域的透射率估计值偏小。因

此需要对非暗通道区域的透射率进行修正,以便得到更加自然的去雾效果。因此He等设置一个透射率下限来防止天空区域透射率过小,但天空区域去雾效果依旧不理想。蒋建国等<sup>[14]</sup>提出明亮区域像素值与全局大气光值 $A$ 接近是非暗通道区域色彩失真的主要原因。由式(5)可知,全局大气光值与有雾图像越接近,透射率越小。所以天空等区域的透射率会趋于很小的值。本文由此提出一种新的非暗通道区域透射率修正方法。

首先求出暗通道先验去雾算法非暗通道区域的透射率和暗通道,再利用非暗通道区域的暗通道来修正

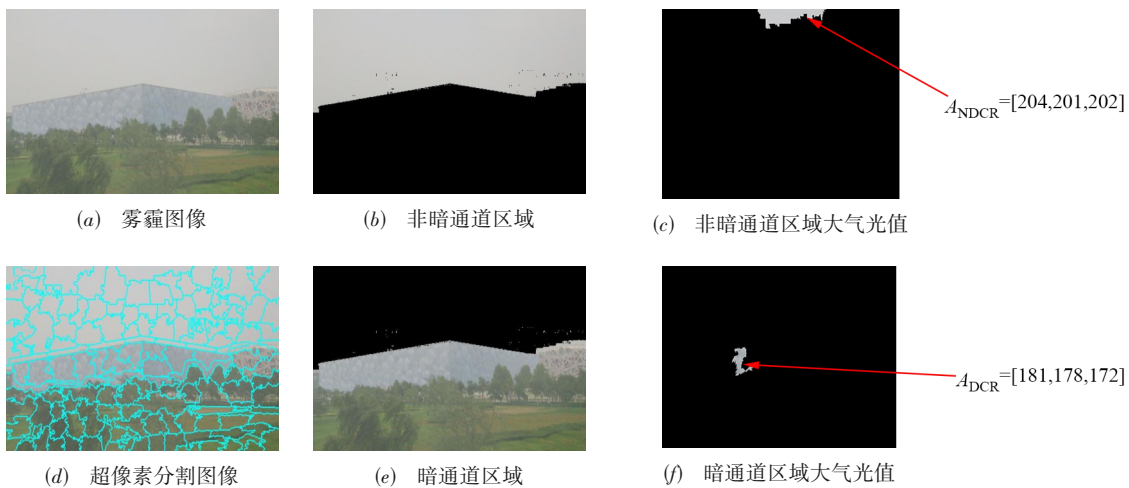


图4 大气光值估计值

透射率. 具体方法如式(14)所示:

$$\tilde{t}(x) = t(x) + \left(1 - \frac{|V-A|}{\max(V) - \min(V)}\right) \times \frac{\text{mean}(V)}{255} \quad (14)$$

其中,  $\tilde{t}$  表示优化后的非暗通道区域透射率,  $t$  表示原非暗通道区域透射率,  $V$  表示非暗通道区域暗通道域,  $\max(V)$  表示非暗通道区域暗通道最大值,  $\min(V)$  表示非暗通道区域暗通道最小值,  $\text{mean}(V)$  表示非暗通道区域暗通道均值. 除以 255 是为了归一化到 0~1 范围.

从式(14)中可见, 本文通过暗通道修正非暗通道区域透射率的方法在暗通道值越接近全局大气光值, 得到的补偿越大, 反之亦然.

采用本文的修正方法而非直接加补偿值进行修

正, 因为直接补偿是在原值上直接加上常值, 会造成小值被补偿增大的同时大值也增加很多, 这势必影响分界线附近最终透射率值. 而本文的修正方式可保证在小值被补偿的基础上大值不增加. 透射率估计值偏小的原因为图像暗通道像素值与全局大气光值过于接近. 本文基于暗通道与全局大气光值对非暗通道区域透射率进行修正, 从透射率偏小的起因出发补偿透射率, 保证了非暗通道区域透射率估计值的准确性. 结合上述分析可知, 采用此方式进行透射率修正较为准确. 图 5 为一张有雾图像透射率优化前后的透射率图与去雾后的图像对比. 由图 5 可知, 修正后的透射率图在非暗通道区域相比 He 等的透射率图亮度明显上升, 非暗通道区域基本没有失真且更加清晰, 说明本文非暗通道区域透射率修正方法的有效性.

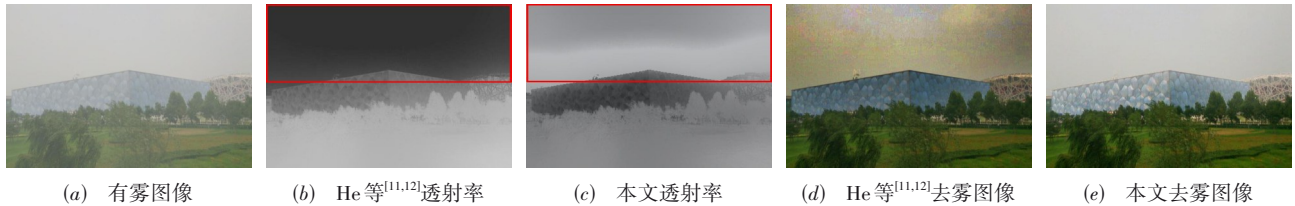


图 5 透射率优化前后去雾结果对比

## 4 实验分析

为验证本文算法的效果, 选择 RESIDE 数据集<sup>[23]</sup>中的 Real-world Hazy Images 子集作为实验的数据集, 该数据集收集了 4 000 多张真实的雾天图像, 从中选取图像作为实验数据. 从主观评价和客观评价两个方面对本文算法和其他算法得到的结果进行比较. 实验平台为 64 位 Windows 10 操作系统的计算机, 处理器为 Intel Core i5-9300, 主频 2.40 GHz 的 CPU, 内存为 16 GB; 软件为 python 3.7.6. 本文算法参数如下: 本文算法所选图像大小为  $550 \times 440$ , 因此选择超像素个数  $K=200$ , 根据文献[11]选取暗通道区域  $\Omega(x) = 15 \times 15$ , 引导滤波参数据文献[12]设置:  $r=8, \varepsilon=0.1^2$ .

### 4.1 暗通道区域分割与全局大气光值优化

利用简单线性迭代聚类超像素阈值分割算法能够准确地将图像分割为暗通道区域与非暗通道区域. 文献[21]通过对数千张图像的观察统计发现, 图像中大部分区域可以从 RGB 通道找到暗通道, 但存在部分图像补丁没有低亮度像素. 例如天空、白色物体和光滑的水泥路等通常都有很高的强度. 本文从 RESIDE 数据集[22]中的 Real-world Hazy Images 子集作选择 500 张有雾图片和无雾图片验证文献[21]的统计规律.

结果如图 6 所示, 图 6(a) 为无雾图片暗通道直方

图, 可以看出暗通道直方图有两个波峰, 第一波峰在 0 到 25 之间, 第二个峰值强度在 200. 图 6(b) 为有雾图片暗通道直方图, 雾气的存在, 提高了图片暗通道的强度. 因此从图 6(b) 中可以看出, 暗通道直方图有两个波峰, 第一波峰在 75, 第二个峰值强度在 225. 图 6(d) 为其中一张图片. 图 6(c) 为图 6(d) 的暗通道直方图, 从图 6(c) 中可以看出, 第一个波峰在 100, 第二个波峰在 205. 选择直方图最右侧波峰的左边波谷灰度值作 180 为分割阈值. 图 6(e) 和图 6(f) 为利用简单线性迭代聚类超像素阈值分割算法能够准确地将图像分割为暗通道区域与非暗通道区域, 暗通道区域与非暗通道区域分割效果良好, 边界清晰.

利用简单线性迭代聚类超像素阈值分割算法可以很好地将天空、白色物体以及光滑的水泥路面等分割开来. 从图 7 中可以看出, 简单线性迭代聚类超像素阈值分割算法能够简单、有效地将图像分割为暗通道区域与非暗通道区域. 以图 7(a) 中的部分非暗通道区域——红框部分的天空区域、白色车顶和光滑水泥路面为例, 其 RGB 三通道强度较大, 暗通道强度接近 255. 从图 7(b) 中可以看出, 由于像素点特征向量为红绿蓝 (RGB) 三通道, 暗通道 (D), 色调 (H) 以及位置坐标  $(x, y)$ , 简单线性迭代聚类超像素算法可以很好地覆盖暗通道区域. 从图 7(c) 和图 7(d) 中可以看出, 天空

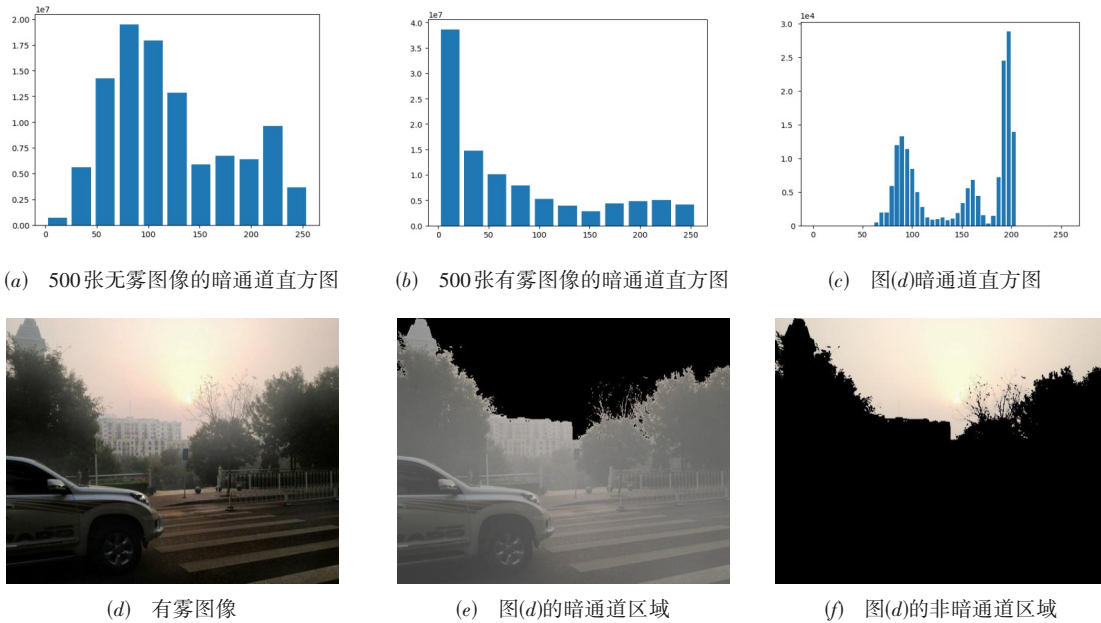


图6 暗通道直方图

区域分割完整且边界清晰,对于白色车顶和反光的光滑水泥路面同样能够准确分割.图7(e)为暗通道先验去雾算法去雾结果,图7(f)为利用简单线性迭代聚类超像素阈值分割算法分割后的去雾结果.暗

通道先验去雾算法去雾效果亮度偏暗且天空区域色彩失真.利用简单线性迭代聚类超像素阈值分割算法分割后的去雾结果去雾更加彻底,图像更加清晰,保真度更高.

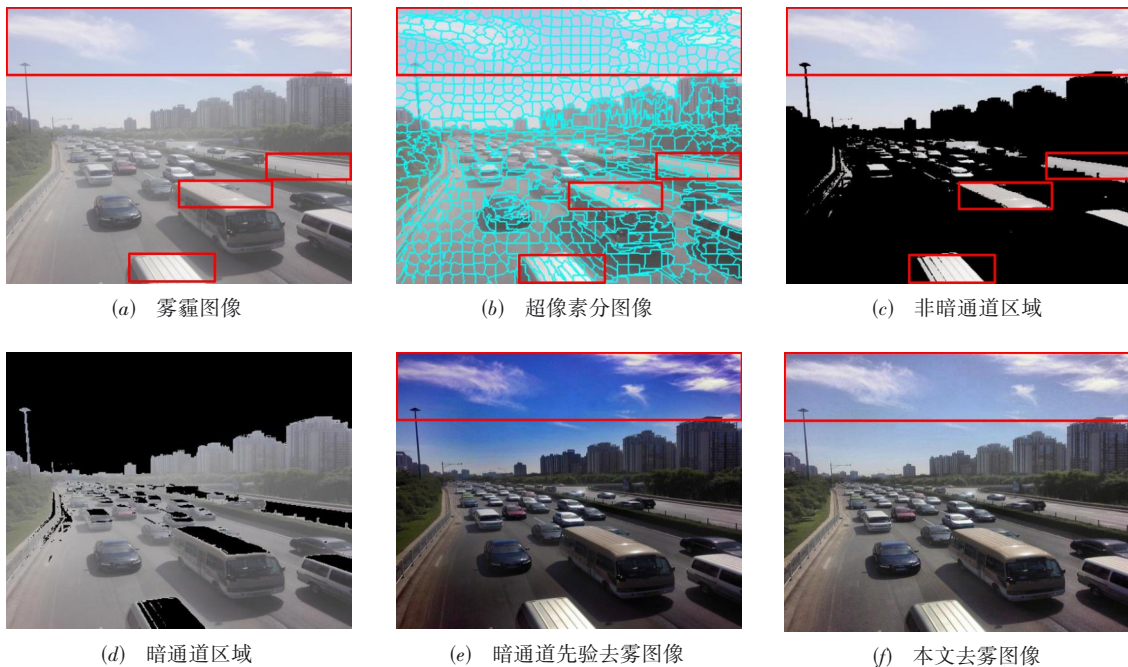


图7 简单线性迭代聚类超像素阈值分割算法

图像的非暗通道区域和暗通道区域的大气光值由于遮挡等原因而不相等,因此本文分别非暗通道区域和暗通道区域估计大气光值.具体方法如下:分别在

暗通道区域与非暗通道区域寻找面积超过3%且三通道平均强度最大的超像素,然后以该超像素强度作为大气光值的估计值.面积阈值的设置与超像素个数直

接相关;超像素个数 $K$ 设定过小,单个超像素面积过大,可能漏掉部分面积较小的非暗通道区域;超像素个数 $K$ 设定过大,时间复杂度增加.本文通过多次实验,超像素个数分别为100,200,500,结果如图8(d),图8(e)和图8(f)所示.设置不同的超像素个数对全局大气光值的

估计值影响较小,最终的去雾效果良好.综合考虑,本文算法所选图像大小为 $550 \times 440$ ,设定的超像素个数 $K=200$ ,因此每个超像素的面积为整幅图像的5%.面积阈值设置为3%,以防部分小面积高强度区域影响全局大气光值的准确性.

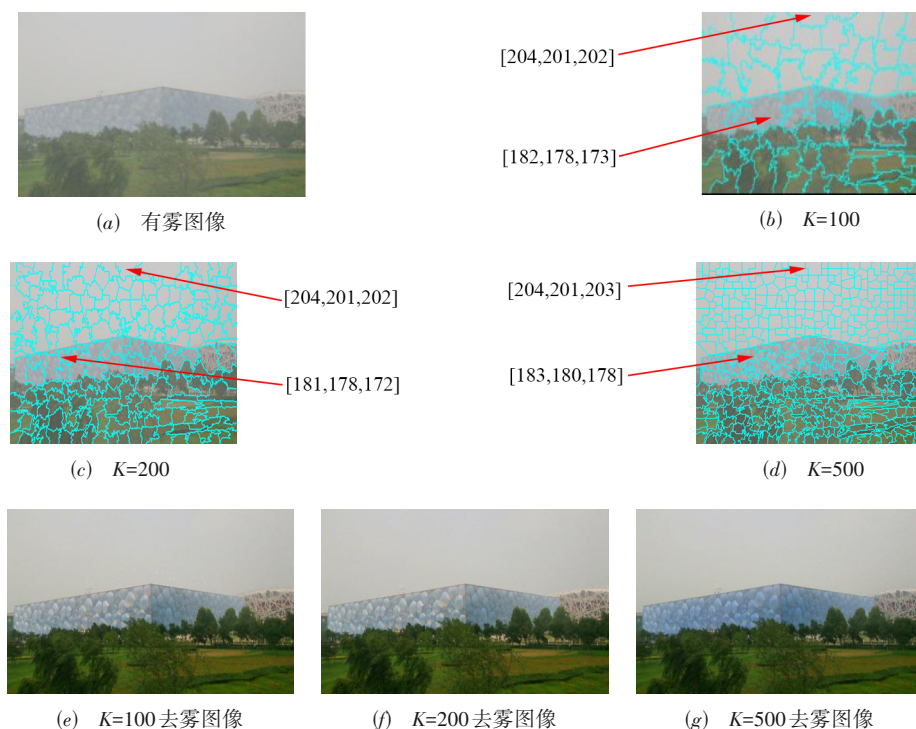


图8 超像素数消融实验

不包含非暗通道区域有雾图像,符合暗通道先验理论,不需要对透射率进行修正.在对图像进行超像素分割后寻找面积超过3%中三通道平均强度最大的超像素然后以该超像素作为大气光值的估计值.图9为不包含非暗通道区域图像的复原效果对比.He等在文献[11]提出的暗通道先验去雾算法去雾效果颜色偏暗且不自然.本文算法修正大气光值后的去雾更加清晰,保真度更高.

结构相似度是度量图像处理前后结构信息相似程度的一个指标,通过该指标可以判定处理前后的图像是否存在大量细节损失的情况.该值越大,两幅图像越接近,处理后的图像质量越好;图像强度直接反应图像整体的亮度.从表1和表2可以看出,本文算法修正大气光值后的去雾图像的亮度更高,与有雾图像结构相似度更高.

## 4.2 主观评价

主观评价是由人作为观察者对恢复的图像进行评价.从人的主观感觉上对图像质量进行评定.He等<sup>[10,11]</sup>暗通道先验去雾算法是当下最流行的基于图像复原的去雾算法之一;蒋建国等<sup>[14]</sup>引入容差参数修正明亮区域

透射率;Zhu等<sup>[15]</sup>利用梯度对分割图像天空区域,引入亮度容差和梯度容差修正天空透射率;Hasson等<sup>[17]</sup>通过超像素估计全局大气光值,利用滚动引导滤波修正透射率;Xu等<sup>[22]</sup>引入亮通道来估计每一个像素的大气光值.因此将本文去雾方法与He等<sup>[11,12]</sup>、蒋建国等<sup>[14]</sup>、Zhu等<sup>[15]</sup>、Hasson等<sup>[17]</sup>、Kim等<sup>[18]</sup>、Xu等<sup>[22]</sup>去雾算法进行比较,如图10所示.

通过比较发现,本文算法的去雾效果较He等<sup>[11,12]</sup>去雾算法和蒋建国等<sup>[14]</sup>去雾算法去雾效果显著增强.He等<sup>[11,12]</sup>暗通道先验去雾算法中暗通道区域去雾效果良好,但亮度偏暗且细节丢失严重,从图10可以看出该算法在天空区域出现过饱和,色彩失真现象.蒋建国等<sup>[14]</sup>去雾算法在图10的非天空区域去雾效果良好,但在图10红框中大面积天空区域去雾效果有所改善,仍不够理想.本文去雾算法,整体去雾效果比较理想;在非暗通道区域表现自然,无色彩失真现象;在暗通道区域去雾较彻底且亮度较高,颜色更加饱满,保真度较好.

通过比较发现,Zhu等<sup>[15]</sup>去雾算法中对图11(a)中



图9 大气光值修正前后的去雾图像

表1 结构相似度

算法	He	本文算法
图9(a)	0.92	0.94
图9(b)	0.67	0.87
图9(c)	0.73	0.83

表2 图像强度

算法	原图	He	本文算法
图9(a)	0.48	0.31	0.41
图9(b)	0.72	0.43	0.54
图9(c)	0.58	0.34	0.43

红框中不连续的天空区域分割效果不好,导致最终去雾效果不理想;且该算法在图11(b)和图(c)红框部分天空区域出现色彩失真现象,原因是该算法直接加补偿值对天空区域透射率进行修正的方法导致部分透射率过大. Xu等<sup>[22]</sup>去雾算法去雾效果较好,但在天空等非暗通道区域出现色彩失真和偏色现象. 本文算法中非暗通道区域修正方法可保证在小值被补偿的基础上大值不增加,在天空等非暗通道区域的去雾效果较好.

通过比较发现, Hasson等<sup>[17]</sup>去雾算法在非暗通道区域去雾效果良好,但边缘部分较模糊,例如图12(a)

中的红框部分树叶边缘模糊. 该算法利用滚动引导滤波修正透射率的方法导致该算法在天空等非暗通道区域出现过饱和现象,例如图12(b)和图12(c)中的红色方框部分天空区域亮度过大. Kim等<sup>[18]</sup>去雾效果良好,但通过有雾图像的饱和度和拉伸函数估计的清晰图像饱和度存在偏差,导致去雾不完全和偏色现象,例如图12(a)中存在残余雾气,图12(b)和图(c)中存在偏色的图像补丁. 本文算法利用超像素阈值分割待去雾图像的暗通道区域与非暗通道区域,并对非暗通道区域进行透射率修正,分别去雾效果更优.

### 4.3 客观评价

本文采用的客观评价标准指标包括图像峰值信噪比(Peak Signal to Noise Rate, PSNR)、均方误差(Mean Squared Error, MSE)以及结构相似度(Structure Similarity Index Measurement, SSIM)<sup>[24]</sup>.

峰值信噪比是一个基于像素统计的评价指标,用于反应信号与噪声之间的比值. 处理后的图像峰值信噪比越大,说明处理后的图像与原始图像越接近. 均方误差主要用于比较原始图像的处理后的图像之间像素值的均方大小来衡量图像的失真程度,所以均方误差越小越好. 计算公式如下:



图 10 本文算法与 He 等<sup>[11,12]</sup>,蒋建国等<sup>[14]</sup>去雾算法去雾效果对比



图 11 本文算法与 Zhu 等<sup>[15]</sup>,Xu 等<sup>[22]</sup>去雾算法去雾效果对比

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |I(i,j) - J(i,j)|^2 \quad (15)$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{L^2}{MSE} \quad (16)$$

其中,  $M$  和  $N$  表示图像的长和宽,  $I(i,j)$  表示原始有雾图像像素值,  $J(i,j)$  表示处理后的待评价图像像素值,  $L$  表示最大像素值, 取值 255, MSE 表示均方误差, PSNR 表示峰值信噪比.

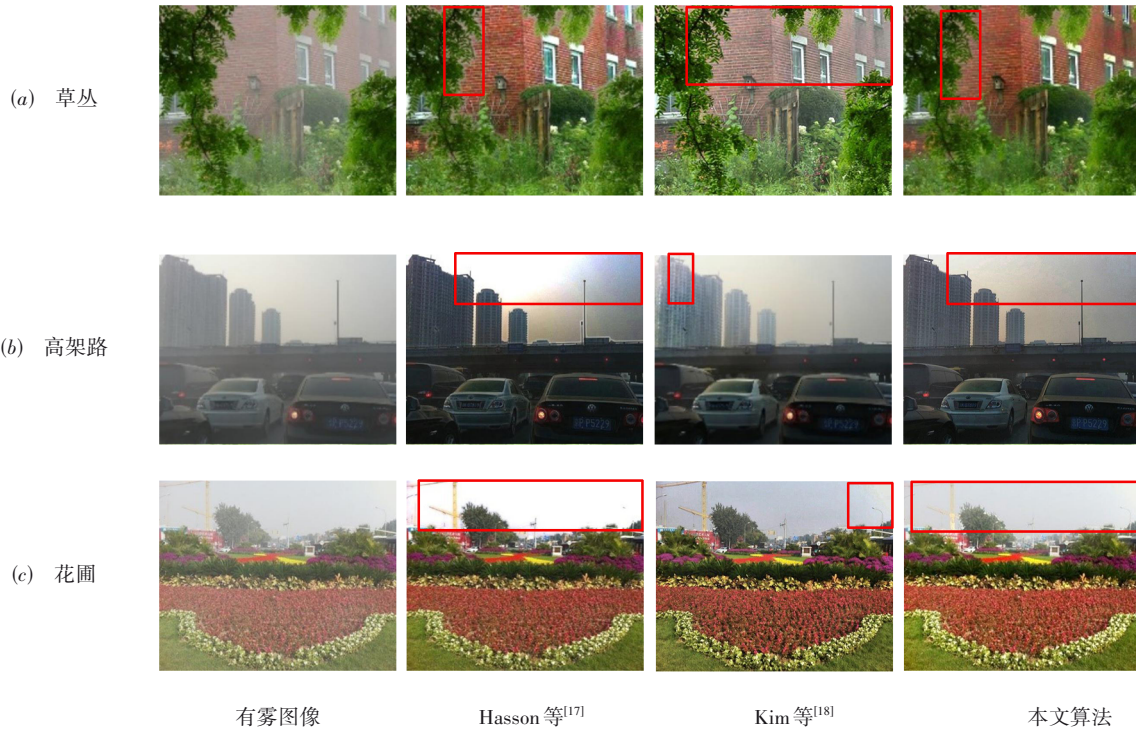


图 12 本文算法与 Hasson 等<sup>[17]</sup>, Kim 等<sup>[18]</sup>去雾算法去雾效果对比

结构相似度是度量图像处理前后结构信息相似程度的一个指标,通过该指标可以判定处理前后的图像是否存在大量细节损失的情况.该值越大,两幅图像越接近,处理后的图像质量越好.计算方式如下:

$$SSIM(i, j) = \frac{(2\mu_i\mu_j + c_1)(2\sigma_{ij} + c_2)}{(\mu_i^2 + \mu_j^2 + c_1)(\sigma_i^2 + \sigma_j^2 + c_2)} \quad (17)$$

其中,  $(i, j)$  分别表示处理前后的图像,  $\mu_i$  和  $\mu_j$  表示处理前后图像的均值,  $\sigma_i$  和  $\sigma_j$  表示处理前后图像的方差,  $\sigma_{ij}$  表示处理前后图像协方差, 一般情况下  $c_1 = (k_1L)^2$ ,  $c_2 =$

$(k_2L)^2$ , 且  $L=225, k_1=0.01, k_2=0.03$ .

表 1、表 2、表 3 分别为本文去雾算法与其他算法的均方误差(MSE)、峰值信噪比(PSNR)以及结构相似度(SSIM)<sup>[24]</sup>等图像评价指标数.

从表 3~5 中可看出,本文算法各项指标均优于其他算法.从对比结果来看,本文算法在峰值信噪比和均方误差以及结构相似度上取得了不错的表现,极大地减小了均方误差和增大了峰值信噪比和结构相似度.综上所述,本文去雾算法在各项指标上表现良好,具有一定的优越性.

表 3 均方误差(MSE)

图	He 等 <sup>[11,12]</sup>	蒋建国等 <sup>[14]</sup>	本文	图	Zhu 等 <sup>[15]</sup>	本文	图	Xu 等 <sup>[22]</sup>	本文	图	Hasson 等 <sup>[17]</sup>	Kim 等 <sup>[18]</sup>	本文
10(a)	4 044	2 116	1 661	11(a)	2025	930	11(d)	2 235	841	12(a)	1 276	1 440	1 732
10(b)	7 929	4 813	1 216	11(b)	5 747	960	11(e)	2 687	1 689	12(b)	3 092	2 210	1 217
10(c)	8 115	5 234	2 539	11(c)	3 267	1 973	11(f)	953	614	12(c)	1 498	1 600	1 130
均值	6 696	4 054	1 805		3 679	1 287		1 958	1 048		1 955	1 716	1 359

表 4 结构相似度(SSIM)

图	He 等 <sup>[11,12]</sup>	蒋建国等 <sup>[14]</sup>	本文	图	Zhu 等 <sup>[15]</sup>	本文	图	Xu 等 <sup>[22]</sup>	本文	图	Hasson 等 <sup>[17]</sup>	Kim 等 <sup>[18]</sup>	本文
10(a)	0.64	0.77	0.80	11(a)	0.79	0.85	11(d)	0.87	0.87	12(a)	0.77	0.84	0.81
10(b)	0.66	0.71	0.82	11(b)	0.73	0.89	11(e)	0.76	0.77	12(b)	0.68	0.76	0.77
10(c)	0.60	0.67	0.78	11(c)	0.80	0.88	11(f)	0.92	0.94	12(c)	0.82	0.80	0.83
均值	0.64	0.72	0.80		0.77	0.87		0.85	0.86		0.76	0.80	0.80

表 5 峰值信噪比(PSNR)

图	He 等 <sup>[11,12]</sup>	蒋建国等 <sup>[14]</sup>	本文	图	Zhu 等 <sup>[15]</sup>	本文	图	Xu 等 <sup>[22]</sup>	本文	图	Hasson 等 <sup>[17]</sup>	Kim 等 <sup>[18]</sup>	本文
10(a)	12.06	14.87	15.92	11(a)	15.06	18.44	11(d)	14.64	18.88	12(a)	17.00	16.78	15.74
10(b)	9.10	11.30	17.30	11(b)	10.54	18.30	11(e)	13.84	15.85	12(b)	13.22	14.68	17.27
10(c)	9.04	10.94	14.08	11(c)	13.00	15.18	11(f)	18.34	20.24	12(c)	16.37	16.08	17.60
均值	10.06	12.37	15.80		12.87	17.31		15.60	18.32		15.53	15.84	16.87

## 5 总结

本文针对暗通道先验理论在非暗通道区域复原失效的问题,提出了基于改进的超像素阈值图像分割算法的暗通道先验去雾改进算法,有效解决了这一问题. 本文算法通过引入暗通道和色调两个图像特征,利用超像素阈值分割算法简单、有效地分出图像的暗通道区域和非暗通道区域,然后通过超像素获得更加准确的全局大气光值,并在非暗通道区域根据其暗通道和大气光值进行透射率修正. 实验结果表明,本文算法在暗通道区域去雾后的图像更加清晰,在非暗通道区域去雾后的图像没有出现色彩失真现象,整体恢复比较自然,表现良好;但也存在一些局限性,比如在极端浓雾条件下获得的图像降质严重,非暗通道区域与暗通道区域不易分割,非暗通道区域雾气更加难以估计;另外,本文的修正方式可保证透射率在小值被补偿的基础上大值不增加,在浓雾条件下的透射率本身较小,补偿后会导致透射率估计不准确,导致去雾效果不佳. 浓雾图像经算法处理后,其恢复图像会存在光晕现象,图像显示不自然. 在浓雾条件下,原始有雾图像包含信息较少,透射率较小,噪声较大,严重降质. 大气散射模型不再适用于图像去雾,可以将有雾图像建模为清晰图像与噪声的累加,可利用稀疏表示字典学习等方法进行图像去雾<sup>[25]</sup>,这也是需要进一步研究的问题.

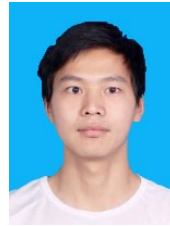
## 参考文献

- [1] NAYAR S K, NARASIMHAN S G. Vision in bad weather [C]//Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. Kerkyra: IEEE, 1999: 820-827.
- [2] NARASIMHAN S G, NAYAR S K. Chromatic framework for vision in bad weather[C]//Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR 2000). Hilton Head: IEEE, 2000: 598-605.
- [3] SHEHATA M S, CAI J, BADAWY W M, et al. Video-based automatic incident detection for smart roads: The outdoor environmental challenges regarding false alarms [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2008, 9(2): 349-360.
- [4] BRONTE S, BERGASA L M, ALCANTARILLA P F. Fog detection system based on computer vision techniques [C]//2009 12th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. St. Louis: IEEE, 2009: 1-6.
- [5] JIA Z, WANG H C, CABALLERO R E, et al. A two-step approach to see-through bad weather for surveillance video quality enhancement[J]. Machine Vision and Applications, 2012, 23(6): 1059-1082.
- [6] WANG W C, YUAN X H. Recent advances in image dehazing[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2017, 4(3): 410-436.
- [7] 谢皓, 张健, 倪江群. 数字图像操作取证综述[J]. 信号处理, 2021, 37(12): 2323-2337.  
XIE Hao, ZHANG Jian, NI Jiangqun. A Survey of Digital Image Operation Forensics[J]. JOURNAL OF SIGNAL PROCESSING, 2021, 37(12): 2323-2337. (in Chinese).
- [8] TAN R T. Visibility in bad weather from a single image [C]//2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage: IEEE, 2008: 1-8.
- [9] FATTAL R. Single image dehazing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 1-9.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] WANG G Y, REN G H, JIANG L H, et al. Single image dehazing algorithm based on sky region segmentation[J]. Information Technology Journal, 2013, 12(6): 1168-1175.
- [14] 蒋建国, 侯天峰, 齐美彬. 改进的基于暗原色先验的图像去雾算法[J]. 电路与系统学报, 2011, 16(2): 7-12.  
JIANG J G, HOU T F, QI M B. Improved algorithm on image haze removal using dark channel prior[J]. Journal of Circuits and Systems, 2011, 16(2): 7-12. (in Chinese).
- [15] ZHU Y B, LIU J M, HAO Y G. An single image dehazing algorithm using sky detection and segmentation[J].

2014 7th International Congress on Image and Signal Processing, 2014: 248-252.

- [16] 肖进胜, 高威, 邹白昱, 等. 基于天空约束暗通道先验的图像去雾[J]. 电子学报, 2017, 45(2): 346-352.  
XIAO J S, GAO W, ZOU B Y, et al. Image dehazing based on sky-constrained dark channel prior[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(2): 346-352. (in Chinese).
- [17] HASSAN H, BASHIR A K, AHMAD M, et al. Real-time image dehazing by superpixels segmentation and guidance filter[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2021, 18(5): 1555-1575.
- [18] KIM S E, PARK T H, EOM I K. Fast single image dehazing using saturation based transmission map estimation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 1985-1998.
- [19] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [20] MCCARTNEY E J, HALL F F. Optics of the atmosphere: Scattering by molecules and particles[J]. Physics Today, 1977, 30(5): 76-77.
- [21] HAN X X, FENG H W, BU Q R, et al. Image dehazing base on two-peak channel prior[C]//2016 IEEE International Conference on Image Processing. Phoenix: IEEE, 2016: 2236-2240.
- [22] XU Y S, GUO X Q, WANG H Y, et al. Single image haze removal using light and dark channel prior[C]//2016 IEEE/CIC International Conference on Communications in China(ICCC). Chengdu: IEEE, 2016: 1-6.
- [23] LI B Y, REN W Q, FU D P, et al. Benchmarking single-image dehazing and beyond[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(1): 492-505.
- [24] SARA U, AKTER M, UDDIN M S. Image quality assessment through FSIM, SSIM, MSE and PSNR—A comparative study[J]. Journal of Computer and Communications, 2019, 7(3): 8-18.
- [25] FAN D, GUO X Y, LU X, et al. Image defogging algorithm based on sparse representation[J]. Complexity, 2020, 2020: 6835367.

### 作者简介



**金天虎** 男, 苏州大学轨道交通学院硕士研究生. 主要研究方向为图像处理、图像去雾、目标检测.  
E-mail: 20204246023@stu.suda.edu.cn



**陶砚蕴(通讯作者)** 男, 华东理工大学控制科学与工程博士、上海交通大学计算机博士后. 苏州大学轨道交通学院副教授. 主要研究方向为计算智能、机器学习、生物医学工程. 目前发表SCI论文15篇, 主持国家级项目2项、省级项目1项、国家重点实验室开放课题1项、省级重点实验室开放课题2项.

E-mail: taoyanyun@suda.edu.cn

**李佐勇** 男, 本硕博先后就读福州大学、南京理工大学, 访学香港理工大学, 美国北卡罗来纳大学. 闽江学院科研处副处长, 计算机与控制工程学院教授, 福建省信息处理与智能控制重点实验室主任, 福建省雏鹰计划青年拔尖人才, 福建省百千万人才, 福州市闽都英才青年拔尖人才, 福州大学、福建农林大学、山东科技大学, 福建工程学院、温州大学硕士生导师, 主要研究方向为模式识别、机器学习、深度学习在医学和工业等.

E-mail: fzulzytdq@126.com