

# 基于非局部先验的单幅图像去雾算法

董亚运, 毕笃彦, 何林远, 马时平

空军工程大学航空航天工程学院, 陕西 西安 710038

**摘要** 现有单幅图像去雾算法大多基于局部先验, 去雾结果存在块效应。在处理浓雾区域时, 如果没有特殊处理, 会导致图像中的一些伪影被增大, 比如在原始的有雾图像中几乎不可见的噪声、色彩重叠等, 在去雾后的图像中被增强, 进而影响图像质量。针对以上存在的问题, 提出了一种改进算法。首先采用非局部先验, 估算初始的透射率, 然后采用正则化的方法优化透射率, 并且将原始图像和去雾后图像的梯度差  $L_{1/2}$  范数作为正则化项, 达到抑制噪声干扰的目的。结果表明, 该算法能够很好地恢复出图像的细节信息和色彩; 与局部先验方法相比, 具有更好的稳健性。

**关键词** 图像处理; 图像增强; 非局部先验;  $L_{1/2}$  范数; 噪声; 颜色偏移

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A

**doi:** 10.3788/AOS201737.1110001

## Single Image Dehazing Algorithm Based On Non-Local Prior

Dong Yayun, Bi Duyan, He Linyuan, Ma Shiping

College of Aeronautics and Astronautics Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710038, China

**Abstract** Most of the existing single image dehazing algorithms are on the basis of local priors, and there is block effect in dehazing results. The image artifacts are augmented at heavy haze regions, if there is no special treatment. For example, the noise and color overlap which are almost invisible in the original haze image are enhanced after dehazing, and affect the quality of the dehazing images. In order to eliminate these disadvantages, a novel image dehazing algorithm is proposed. Firstly, the non-local prior is adopted to estimate the initial transmission. Then, a regularized method is used to optimize it, the  $L_{1/2}$  norm of gradient difference of original image and dehazing image is used as regularization term to suppress the noise interference. The results show that the proposed algorithm can recover the details and color effectively, and has better robustness than the local prior methods.

**Key words** image processing; image enhancement; non-local prior;  $L_{1/2}$  norm; noise; color-aliasing

**OCIS codes** 100.2980; 010.1310; 030.4028; 100.3020

## 1 引 言

近年来,雾、霾以及沙尘暴,特别在秋冬季,更为频繁地对我国一线城市造成影响,在此情况下,人们越来越关注可见光系统的成像质量<sup>[1]</sup>。雾霾天气下,系统得到的图像对比度下降、颜色失真、大量细节信息丢失,不仅影响图像的视觉效果,而且影响目标识别与跟踪、智能导航、公路视觉监控、卫星遥感监测、军事航空侦察等,给生产与生活造成一定的影响<sup>[2]</sup>。因此,研究雾天图像清晰化的技术,降低雾、霾等天气对图像质量的影响,获得有效的图像信息,具有十分重要的实际意义。目前,图像的去雾算法主要分为两类:基于图像处理的雾天图像增强算法和基于物理模型的雾天图像复原方法<sup>[3-4]</sup>。

基于图像处理的雾天图像增强算法基于非物理模型,如直方图均衡化<sup>[5-6]</sup>、Retinex<sup>[7]</sup>等。这类方法根据视觉感受改善图像的质量,实质是一个主观过程,主要通过增强图像的对比度实现去雾,能够有效地突出细节,提高局部对比度,使色彩失真相对较小。但在去雾过程中没有分析造成图像降质的物理成因,使得恢复后的图像不能有效地反映场景的真实信息,可能造成图像失真。基于物理模型的雾天图像复原方法的去雾

收稿日期: 2017-05-12; 收到修改稿日期: 2017-06-05

基金项目: 国家自然科学基金(61372167,61379104)

作者简介: 董亚运(1990—),女,硕士研究生,主要从事图像增强方面的研究。E-mail: dongyayun0904@163.com

导师简介: 毕笃彦(1962—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事图像处理与机器视觉方面的研究。

E-mail: biduyan@126.com(通信联系人)

过程是一个病态问题的处理过程。众多研究者致力于寻找雾天图像的有效约束条件,或者采用一些有雾图像或者无雾图像特有的先验知识,使得原本无法求解的病态问题转化成可以求解的函数问题。

雾的加入降低了图像的对比度,Tan等<sup>[8]</sup>以此为切入点,通过增大图像的局部对比度进行图像去雾。这种去雾容易出现图像颜色过饱和、在景深突变处产生严重的晕轮现象。Fattal<sup>[9]</sup>基于假设物体表面的阴影和场景反射率局部不相关,利用主成分分析(PCA)来估计场景透射率,从而实现去雾。由于其基于局部信息统计,而在去雾过程中需要足够的颜色信息,因此灰度图像失效,在浓雾区域,效果失真。He等<sup>[10]</sup>通过对大量室外无雾图像的统计分析,提出了暗通道先验法。对于大多数图像,此算法可取得很好的效果,但对含有大量天空区域或者白色物体的图像,该算法失效。而且,由于软抠图的计算复杂,因此该算法的复杂度高、耗时长。Tarel等<sup>[11]</sup>提出一种改进的快速去雾算法,采用中值滤波优化透射率以降低算法的复杂度,但中值滤波的边缘保持效果不是很理想。双边滤波<sup>[12]</sup>是一种保边滤波器,由几何空间距离与像素差值分别组成定义域核与值域核,在实际应用过程中具有非常好的降噪特性。但是原始的双边滤波器存在计算量大、时间复杂度高等缺点。2013年,He等<sup>[13]</sup>对优化过程进行了改进,采用引导滤波代替软抠图进行透射率优化,去雾速度有所提高,但基于暗通道的去雾算法对于含有大量天空区域的图像而言严重失效。2014年,Fattal<sup>[14]</sup>和毕笃彦等<sup>[15]</sup>先后提出了一种基于颜色线先验的去雾算法,通过建立空间几何模型来约束无雾图像,利用有雾图像与无雾图像的颜色线偏移量估计透射率,从而实现图像去雾。此先验是基于局部像素块平滑的假设,对于景深突变处或者纹理变化明显的区域,算法失效。Zhu等<sup>[16]</sup>对大量有雾图像进行统计,利用颜色衰减先验去雾。该算法通过求解一个简单有效的线性模型估计出景深图,继而得到清晰化图像。但是,颜色衰减先验依赖图像的颜色信息,不同景深处颜色信息对此先验的影响不同,会加剧拟合曲线的抖动,因而颜色衰减先验并不适用于整幅雾天图像。

以上算法大多基于局部像素块进行去雾,不仅需要考虑采用多种块尺寸来去除噪声干扰,而且还需要考虑块重叠的问题以及在去雾结果中存在块效应。针对以上各种算法的不足,本文提出了一种新的改进算法。首先采用非局部先验对整幅图像进行处理,估算出初始的透射率。非局部先验考虑的是全局信息,不需要将图像分割成不同的块,可以避免出现晕轮现象。然后采用比 $L_1$ 范数更稀疏、比 $L_0$ 范数更容易求解的 $L_{1/2}$ 范数来进行正则化优化透射率。结果表明,该方法能够有效地恢复出无雾图像,并且抑制了噪声的干扰,防止在去雾结果中出现伪边缘的现象,能够很好地恢复出图像细节信息和色彩。

## 2 基本理论

### 2.1 大气散射模型

目前在对雾天图像进行描述中应用最广泛的数学模型为1975年McCartney提出的大气散射模型:

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

$$t(x) = \exp[-\beta d(x)], \quad (2)$$

式中 $x$ 为图像中像素点的位置, $I$ 为雾天图像, $J$ 为真实场景辐射照度, $A$ 为大气光值, $t(x)$ 称为透射率, $\beta$ 为大气散射系数, $d$ 为场景深度。(1)式中第一项 $J(x)t(x)$ 为入射衰减项,表明雾的存在会造成场景辐射照度在介质中发生衰减,并且随着场景深度 $d$ 变化发生指数性衰减。 $A[1 - t(x)]$ 为大气散射光,该项造成了场景的模糊和颜色的偏移失真<sup>[17]</sup>。由(1)式可得

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{t(x)} + A. \quad (3)$$

为了避免较多噪声的影响,可以对 $t$ 设置一个下限 $t_0$ 。最后复原出来的图像会在浓雾区域保留一定数量的雾气,这样处理后的图像比较自然,则(3)式可以表示为

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max[t(x), t_0]} + A. \quad (4)$$

由于 $I$ 已知,因此去雾的目的就是求出未知量 $t$ 和 $A$ ,然后根据(4)式恢复出无雾图像 $J$ 。

### 2.2 大气光估计

目前大多数去雾算法中,大气光 $A$ 被视为是一个全局常量。基于He等提出的暗通道先验理论来估计 $A$ :

暗通道中前 0.1% 的最亮像素一般在雾最浓的区域, 取其在有雾图像  $I$  中所对应的位置上最高的亮度值为大气光  $A$ 。

### 2.3 非局部先验

Berman 等<sup>[18]</sup>对包含各种无雾自然清晰图像的 Berkeley 分割数据库(BSDS300)里单个图像的 RGB 值用  $K$ -means 方法进行聚类, 结果发现一幅清晰无雾的彩色图像最多可以用几百个不同的 RGB 值来表示(此数量远小于原始图像的像素点的个数), 并且在 RGB 空间中形成不同的簇。对于一个给定的簇, 属于这个簇的像素点都是非局部的, 分布在整幅图像的不同位置。在雾的影响下, 位于图像中不同区域的像素点到相机的距离不同, 原来属于同一个颜色簇的像素点最终得到不同的 RGB 值, 并且不再聚类成一个簇, 而是在 RGB 空间中形成一条线, 称之为雾线。

图 1(a)为清晰无雾图像及其聚类成的簇。取聚类形成的簇中的 3 个簇, 分别用不同的颜色标记属于这 3 个簇的像素点。由图 1(a)可知, 属于这些簇的像素点分布在整幅图像中, 处于不同的景深处, 而不是局部分布。图 1(b)是由无雾图像合成的有雾图像, 对与图 1(a)中相同位置处的像素点进行标记。由图 1(b)可知, 原来属于同一个颜色簇的像素点在 RGB 空间形成一条雾线, 其中紫色标记的像素点因为位于几乎相似的景深处, 所以形成的雾线比较紧凑; 而红色和蓝色所标记的像素点分布于不同的景深处, 且沿着雾线分布。

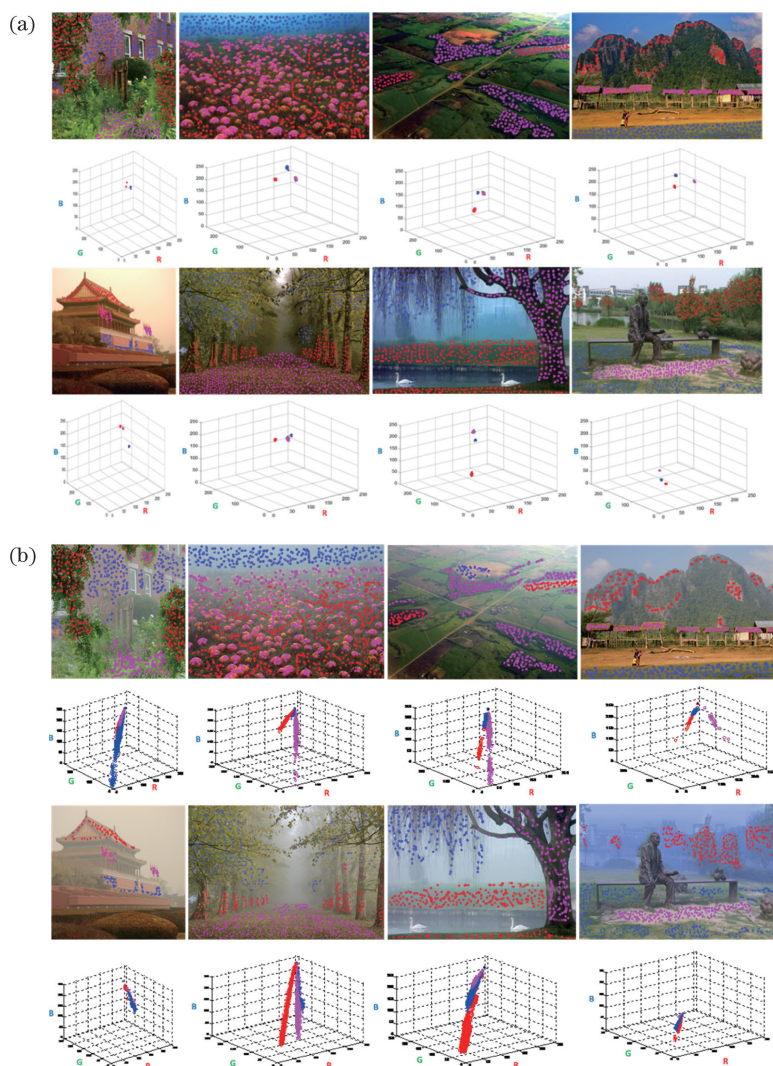


图 1 非局部图像去雾。(a)清晰无雾图像及其聚类成的簇;(b)有雾图像及其聚类成的雾线

Fig. 1 Non-local image dehazing. (a) Haze-free image and corresponding clusters;  
(b) hazy image and corresponding haze-lines

以上分析可知,无雾图像中,聚类成一个簇的像素点在有雾图像中,由于分布在不同的景深处,受到雾气的影响不同,因此观察到的颜色值有差异,在 RGB 颜色空间中形成一条雾线。根据(1)式可知,这些雾线经过大气光  $A$ 。图 2 中黑色点表示大气光的值,另外一端是这些像素点真实无雾时的颜色  $J$ ,雾线是由大气光  $A$  和场景辐射照度  $J$  确定的直线,因此可以根据像素点在其所属雾线上的位置估计每个像素点的透射率。

图 2(a)标记了 7 个属于同一条雾线的不同位置的像素点,基本都位于草堆的左下侧部分,场景辐射照度  $J$  相似,但亮度值  $I$  不同。如图 2(b)所示,这些像素点形成一条经过大气光  $A$ (图中的黑色点)的雾线。另外可以看出,黄色圆点标记的位置,几乎没有受到雾气干扰,这是因为它在 RGB 空间的分布中距离大气光最远;而蓝色和紫色标记的像素点在景深比较大的地方,受雾气影响较大,在所属的雾线中距离大气光较近。

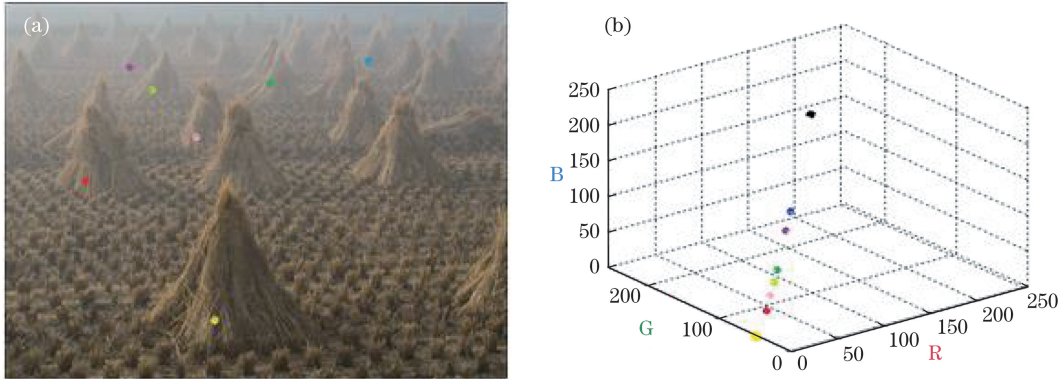


图 2 雾线。(a)有雾图像;(b)原始图像中标记的像素点在 RGB 颜色空间中形成的雾线

Fig. 2 Haze-lines. (a) Haze image; (b) pixels marked in the original image formed a haze-line in RGB color space

## 2.4 透射率估计

基于非局部先验进行图像去雾,首先要得到图像的像素值聚类形成的雾线,然后估计透射率,最后根据大气物理模型实现图像去雾。

### 2.4.1 寻找雾线

根据前面估计出的大气光  $A$ ,可定义雾线上的像素点到大气光的颜色距离为

$$I_A(x) = I(x) - A. \quad (5)$$

由(1)式可得:

$$I_A(x) = t(x) \cdot [J(x) - A], \quad (6)$$

$I_A(x)$ 在球面坐标系中表示为

$$I_A(x) = [r(x), \theta(x), \varphi(x)], \quad (7)$$

以大气光  $A$  为球心, $r(x)$ 为像素点到球心的距离,

$$r(x) = \|I(x) - A\|, \quad (8)$$

式中  $\theta(x)$ 和  $\varphi(x)$ 分别表示经度和纬度。

由(6)式可知,对于给定的  $J$  和  $A$ ,不同景深处的场景仅仅在  $t$  的取值上不同。假设在不改变  $\theta(x)$ 和  $\varphi(x)$ 情况下,则  $t$  的改变只与  $r(x)$ 的变化有关。

在无雾图像中,如果像素点  $x$  和像素点  $y$  的经度  $\theta$  和纬度  $\varphi$  相同,则它们有相似的 RGB 值,即

$$J(x) \approx J(y) \Rightarrow [\varphi(x) \approx \varphi(y), \theta(x) \approx \theta(y)], \quad (9)$$

因此, $\theta$  和  $\varphi$  相同的像素点属于同一条雾线。

如图 1(b)所示,采用  $k$  维树( $k$ -d tree)对图中像素点的经度  $\theta$  和纬度  $\varphi$  进行了聚类,以确定这些像素点是否属于同一条雾线。

### 2.4.2 初始估计透射率

通过聚类求出像素点所对应的雾线后,根据前述分析,可以初始估计出透射率 $t$ 。对于一条由 $J$ 和 $A$ 定义的雾线,根据(1)式和(8)式可以得出:

$$r(x) = t(x) \|J(x) - A\|, \quad (10)$$

式中 $0 \leq t(x) \leq 1$ ,则当 $t(x) = 1$ 时,对应的最大距离半径 $r_{\max}$ 为

$$r_{\max} \stackrel{\text{def}}{=} \|J(x) - A\|. \quad (11)$$

根据(10)式和(11)式,透射率 $t(x)$ 定义为

$$t(x) = \frac{r(x)}{r_{\max}(x)}. \quad (12)$$

由图2可知,在一条雾线上 $r$ 最大的地方是受雾影响最小的像素点所在的位置。假设雾线 $H$ 包含无雾的像素点,则这条雾线最大的距离 $r_{\max}$ 定义为

$$\hat{r}_{\max}(x) = \max_{x \in H} [r(x)]. \quad (13)$$

根据(12)式和(13)式,基于单个像素点估计的透射率为

$$\tilde{t}(x) = \frac{r(x)}{\hat{r}_{\max}(x)}. \quad (14)$$

图3为求得初始透射率 $\tilde{t}(x)$ 的过程,其中图3(a)为原始输入的有雾图像,图3(b)为输入的有雾图像中的每个像素点在RGB颜色空间中到大气光的距离。从图3(b)可以看出,随着雾的增加,距离在减小,在图中体现为图像渐渐变黑。图3(c)为每一条雾线到大气光的最大距离。和图3(b)相比,图3(c)较为明亮,这是因为更多的像素点用更明亮的颜色值代替,与大气光的距离增大。图3(a)中用红色圆圈标记所属雾线中到大气光的距离最大的像素点,可以看出,大多数雾线中到大气光的距离最大的像素点在雾比较少的前景处。

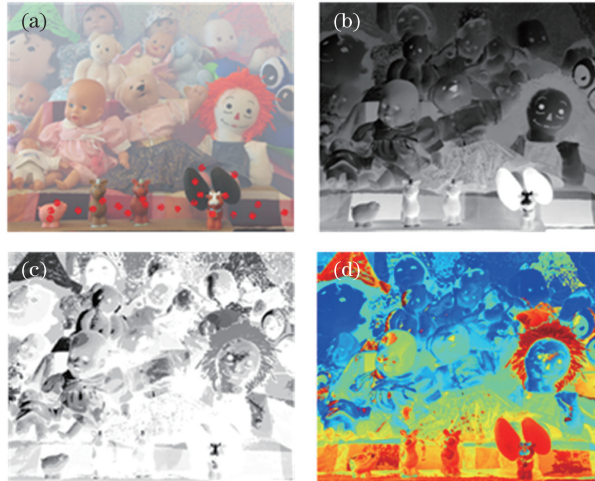


图3 初始估计透射率。(a) 雾天图像;(b)  $r(x)$ ;(c)  $\hat{r}_{\max}(x)$ ;(d)  $\tilde{t}(x)$

Fig. 3 Estimation of initial transmission. (a) Haze image; (b)  $r(x)$ ; (c)  $\hat{r}_{\max}(x)$ ; (d)  $\tilde{t}(x)$

### 2.5 优化透射率

在暗通道中,He等<sup>[13]</sup>分别采用软抠图和引导滤波对透射率进行优化。这种方法对于大多数较为平坦变化的图像的优化效果很好,但对大量白色物体或者天空区域,透射率一般被低估,求出的值存在误差。现有的大多数算法,在求得优化透射率后,一般直接根据(4)式求去雾后的图像,而原始有雾图像中很难观察到的噪声会被当作真实的像素点值,在去雾过程中,这些噪声被放大,对应的梯度值增大,在去雾结果中产生与原始图像内容不一致的新的图像边缘,如图4天空区域中的颜色偏移。

图4(a)为原始有雾图像,图4(b)和图4(c)分别对应文献[11]算法和文献[13]算法的去雾结果。对比3幅图可以看出:1)图4(b)中塔的部分出现原始有雾图像中不存在的一些伪边缘(用红圈标记);2)图4(b)和图4(c)中的天空区域出现颜色偏移现象。



图4 现有算法的去雾结果。(a)原始有雾图像；(b)文献[11]算法的去雾图像；(c)文献[13]算法的去雾图像

Fig. 4 Dehazing results using existing algorithms. (a) Initial haze image; (b) dehazing image of Ref. [11] method; (c) dehazing image of Ref. [13] method

为了取得较好的去雾效果,希望优化后的透射率在平坦区域是平滑的,仅在景深跳变处不连续,而且去雾后的图像与原始有雾图像在边缘处保持高度一致。基于此,提出了一种新的优化透射率的方法,即采用正则化的方法优化透射率,并且以原始图像和去雾后图像的梯度差的范数作为正则化项,以抑制噪声干扰、减小误差。结合去雾模型,最优化问题变为

$$\min_J \|t(x) - \tilde{t}(x)\|^2 + \lambda \|\nabla J - \nabla I\|_0, \quad (15)$$

式中  $\|\nabla J - \nabla I\|_0$  为计算非零元素的个数,称为  $L_0$  范数; $\lambda$  为正则化系数。

采用  $L_0$  正则项的目标函数,可以保留图像的大边缘,消除细小边缘<sup>[19]</sup>。(15)式的  $L_0$  范数约束  $J$  中的非零梯度和原始输入  $I$  中存在的梯度位置相同,但幅度不相同,这在去雾过程中是一个很重要的性质,因为去雾后的图像对比度会提升,所以可以有效抑制有雾图像中不存在的但在去雾结果中存在的新的边缘,同时保留原有图像中存在的边缘。通过求解(15)式,可以得到优化后的透射率  $t$ 。

$L_0$  范数虽然有很好的稀疏性,但是其求解是一个非确定多项式(NP)问题,比较困难。Donoho 等<sup>[20-22]</sup>已经证明,在一定条件下, $L_0$  和  $L_1$  在稀疏意义上等价。因此,实际应用中,一般将  $L_0$  范数的优化问题转换成  $L_1$  范数的优化问题,则(15)式可以改写为

$$\min_J \|t(x) - \tilde{t}(x)\|^2 + \lambda \|\nabla J - \nabla I\|_1. \quad (16)$$

然而,在实际应用中发现,尽管  $L_1$  正则化问题可以得到有效的求解,并且其解能够很好地逼近  $L_0$  正则化问题的解,但是  $L_1$  范数往往不能产生最稀疏的解。采用一种比  $L_0$  范数容易求解,而且比  $L_1$  范数更加稀疏的求解方式  $L_q$  范数。Xu 等<sup>[23]</sup>通过实验证实,在  $L_q$  ( $0 < q < 1$ ) 正则子中, $L_{1/2}$  正则子是最稀疏且最稳健的。具体地,当  $q \in [1/2, 1)$  时, $q$  越小, $L_q$  正则化问题的解越稀疏;当  $q \in (0, 1/2)$  时, $L_{1/2}$  的正则化问题的解与  $L_q$  正则化问题的解的稀疏性相当。因此(16)式可写为

$$\min_J \|t(x) - \tilde{t}(x)\|^2 + \lambda \|\nabla J - \nabla I\|_{1/2}. \quad (17)$$

Krishnan 等<sup>[24]</sup>指出,在图像去卷积中, $L_{1/2}$  正则子和  $L_{2/3}$  正则子比其他  $L_q$  ( $0 < q < 1$ ) 正则子更有效。Xu 等<sup>[25-26]</sup>已经证明  $\|x\|_{1/2}$  的梯度分量的存在性,并提出一种快速有效地解决  $L_{1/2}$  正则化问题的算法——半值域迭代算法。

通过半值域迭代法求解(17)式,得到优化后的透射率  $t(x)$ ,然后根据(4)式求得去雾后的图像  $J$ 。

图5为几种主流算法的优化透射率及去雾结果比较。从图5可以看出,优化后的透射率在原始图像边缘处具有很好的保边功能,在原始图像平滑处保持平滑;与其他两种算法比较,恢复出的无雾图像的细节特征保持较好、颜色自然。

### 3 实验结果及分析

为了验证本文算法的有效性和实时性,在PC机上采用MATLAB语言进行计算。程序运行环境为Win7,计算机配置为Intel(R) Core(TM) i7-3770 CPU@3.40 GHz,8 GB内存。

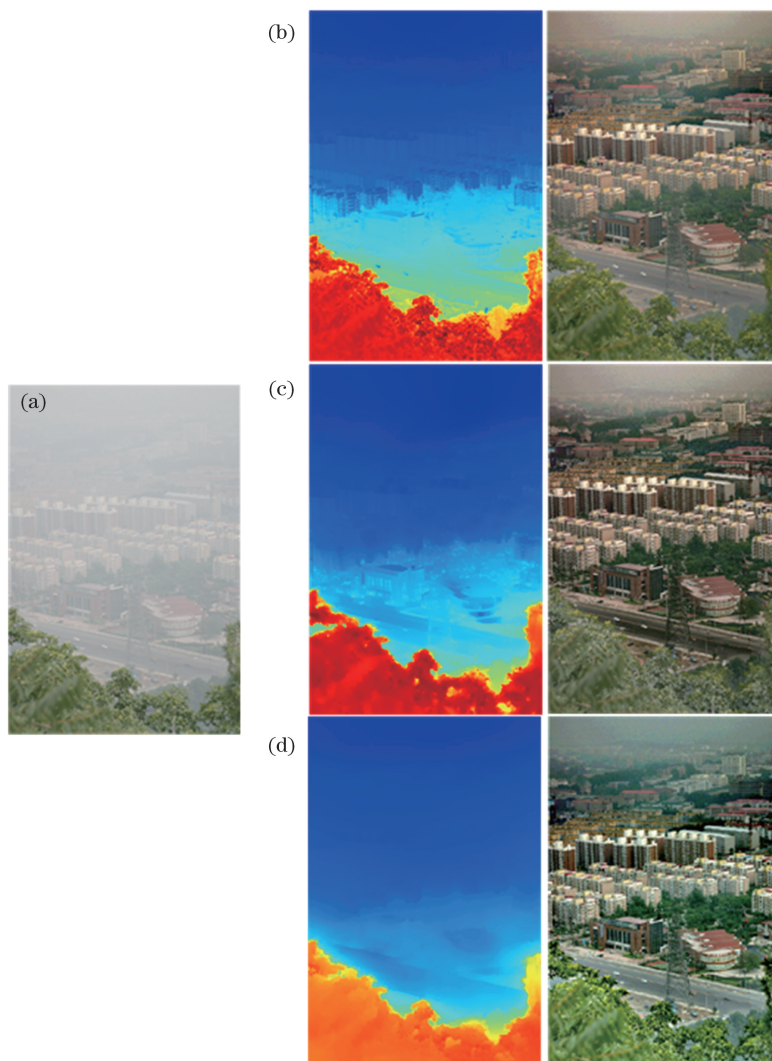


图 5 透射率优化及去雾结果对比。(a)雾天图像；(b)文献[10]算法；(c)文献[9]算法；(d)本文算法  
Fig. 5 Comparison of the transmission optimization and the dehazing results. (a) Haze image; (b) Ref. [10] algorithm;  
(c) Ref. [9] algorithm; (d) proposed algorithm

### 3.1 去雾效果的细节对比

图 6 为不同算法的去雾结果。图 6(a)为无雾图像,图 6(b)为文献[10]算法的结果。可以看出,文献[10]算法的去雾结果比较理想,但图像对比度和细节特征的增强存在欠缺,如第 1 幅图像的远景处景物细节的增强不够好;另外,对含大量天空区域或者场景物体和大气光接近的图像,此算法失效,如第 3、4 幅图像中,天空区域颜色存在失真现象、对比度降低、颜色偏暗。图 6(c)为文献[11]算法的去雾结果,去雾后图像颜色过饱和,并且在景深跳变处存在晕轮现象,如第 1、2 幅图像中,在树叶处出现了光晕现象(红框标记处),第 5 幅图中天安门和红旗的边缘处均出现了一些新的伪边缘(红框标记处)。图 6(d)为文献[9]算法的去雾结果,在大多数情况下文献[9]算法可以取得较好的去雾结果,但第 1、3、5 幅图像中因为存在大量的浓雾区域或者天空区域,所以场景光能量损失较大,恢复出的图像颜色暗淡。图 6(e)为文献[13]算法的去雾结果,图像边缘保持良好。图 6(f)为本文算法,即基于非局部先验的单幅图像去雾算法的去雾结果,几幅不同的图像的去雾结果都较好,颜色自然,没有在边缘跳变处产生因为细小噪声而引起的伪边缘,且对天空区域的处理效果较好。

图 7 为不同算法对景物边缘处抑制噪声干扰和颜色偏移的比较。图 7(a)为原始输入图像中的图像;图 7(b)~(e)从左到右依次为文献[10]算法、文献[13]算法、文献[27]算法、本文算法的优化透射率以及对应的去雾结果。可以看出,前 3 种算法中塔的边缘处产生一些晕轮效应,形成伪边缘,并伴随着颜色偏移,其中在文献[10]算法的优化透射率的去雾结果中,这些现象尤为明显。本文算法对图像的去雾结果较好,颜色自然。

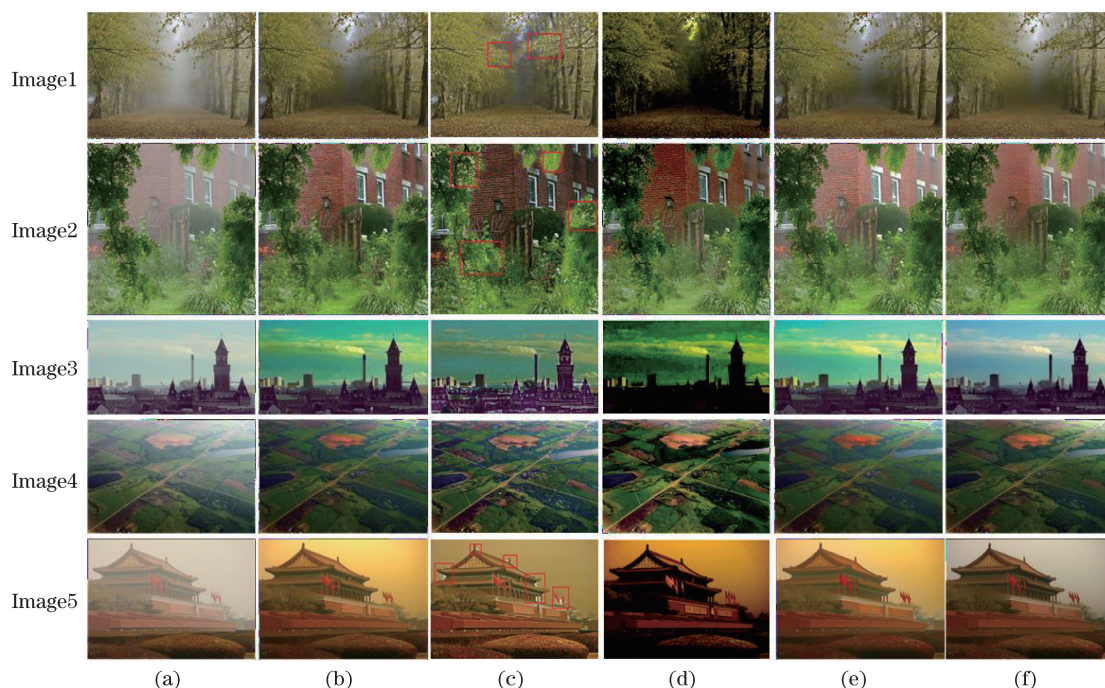


图 6 不同算法的去雾结果。(a)雾天图像；(b)文献[10]算法；(c)文献[11]算法；  
(d)文献[9]算法；(e)文献[13]算法；(f)本文算法

Fig. 6 Dehazing results using different algorithms. (a) Haze images; (b) Ref. [10] algorithm; (c) Ref. [11] algorithm;  
(d) Ref. [9] algorithm; (e) Ref. [13] algorithm; (f) proposed algorithm

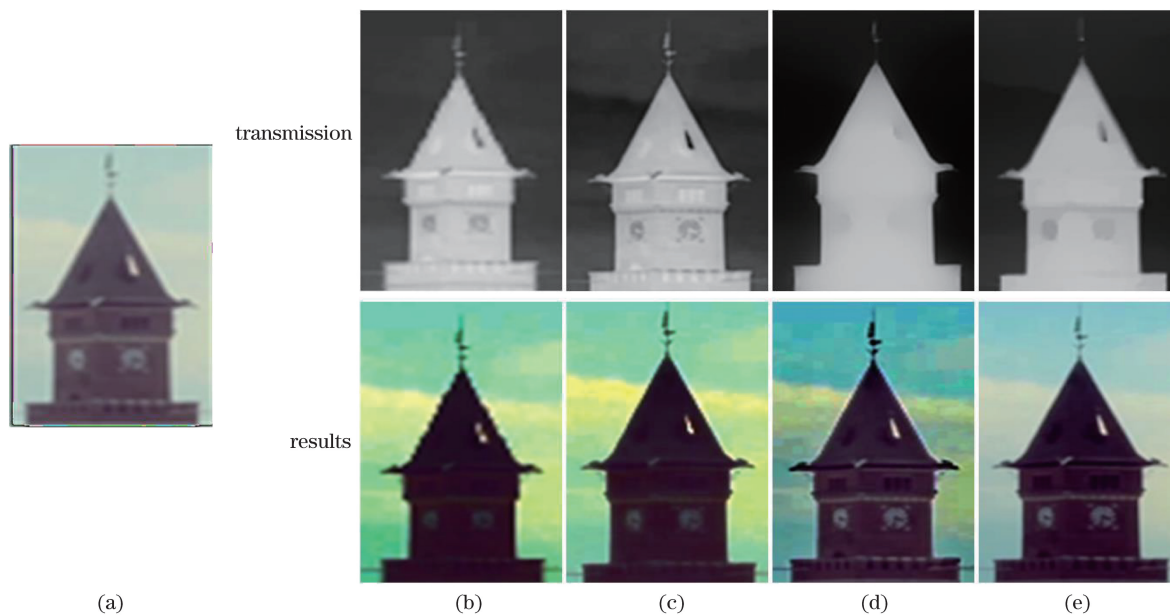


图 7 边缘区域对比。(a)雾天图像；(b)文献[10]算法；(c)文献[13]算法；(d)文献[27]算法；(e)本文算法

Fig. 7 Comparison of the edge regions. (a) Haze image; (b) Ref. [10] algorithm;  
(c) Ref. [13] algorithm; (d) Ref. [27] algorithm; (e) proposed algorithm

### 3.2 定量分析

为了更客观地评价上述结论,采用图像的信息熵和峰值信噪比(PSNR)这两种图像质量的客观评价指标对图 6 中不同算法的图像去雾效果进行比较。对于一幅图像而言,最重要的评价标准就是图像的信息熵。图像的信息熵反映的是图像中每个灰像素所传达的平均信息量,可以度量目标在图像中的重要性;信息熵越高,图像蕴含的信息量越大<sup>[28]</sup>。PSNR 是图像质量评价中最直接、应用时间最长的指标,主



要反映待评价图像的逼真度及其结构的完整程度。评估处理后图像的降噪水平,对评价传统的图像质量具有一定的指导意义,PSNR 值越大,表明对噪声的抑制越彻底。表 1 和表 2 分别为图 6 中不同算法的去雾图像的信息熵和 PSNR。从表中结果可以看出,本文算法的去雾结果指标都较高,表明本文算法的去雾效果更有效,稳健性更好。

表 1 图 6 中各图的信息熵

Table 1 Entropy of the images in Fig. 6

Image	Input image	Ref. [10] algorithm	Ref. [9] algorithm	Ref. [11] algorithm	Ref. [13] algorithm	Proposed algorithm
1	7.4180	7.3373	5.8372	7.4390	7.3429	7.5031
2	7.4594	7.5374	4.5518	7.3628	7.5539	7.6932
3	7.0615	7.6721	4.4150	7.2419	7.6721	7.6721
4	7.6660	6.8968	4.7989	7.1874	7.0614	7.9609
5	7.6423	7.7042	5.0373	7.5910	7.6629	7.7446

表 2 图 6 中各图的 PSNR

Table 2 PSNR of the images in Fig. 6

Image	Ref. [10] algorithm	Ref. [9] algorithm	Ref. [11] algorithm	Ref. [13] algorithm	Proposed algorithm
1	17.0512	9.2792	16.8589	17.1095	18.6577
2	21.8279	7.9024	12.8265	22.0113	24.1207
3	18.0434	7.2664	11.5222	18.0434	18.2991
4	13.5857	9.0701	14.1681	14.4161	14.6647
5	16.6095	8.5369	14.3926	16.2795	17.5110

### 3.3 算法复杂度

假设图像的像素点个数为  $N$ 。文献[10]算法中主要耗时在用软抠图对透射率进行优化的过程。假设在计算 Matting Laplacian 矩阵  $L$ (大小为  $M \times M$ )中的一个像素值时,需要的 9 个模板的大小为  $m \times m$ ,这样在计算 9 个模板的均值和方差时,每次的计算复杂度为  $O(9m^2)$ ,则整个  $L$  矩阵需要进行  $M \times M$  次循环,总的复杂度为  $O(9M^2m^2)$ 。文献[11]算法中由于加入了大量的复杂的矫正拉伸算法,统计出的时间消耗量较大,其算法复杂度为  $O(Ns_v^2 \ln s_v)$ ,其中  $s_v$  为中值滤波的滤波半径,一般为使恢复出的图像看起来更加自然, $s_v$  的尺寸会选的比较大会增加算法的处理时间。文献[13]算法中所有求和的运算都是经过盒子滤波器实现,并应用图像积分技术计算输出结果,时间复杂度为  $O(N)$ 。本文算法用  $k$ -d tree 进行聚类时采用最近邻搜索的方法,因此估计初始透射率时,算法复杂度为  $O(N)$ 。优化透射率的过程中需要解决一个稀疏的线性的系统,算法复杂度依旧为  $O(N)$ ,因此整个去雾过程的算法复杂度为  $O(N)$ 。

表 3 为各算法的运行时间对比。从表 3 可以看出,相比基于局部块先验的其他方法,本文算法运行时间大大缩短。

表 3 不同算法的运行时间对比

Table 3 Comparison of running time with different algorithms

Image	Ref. [10] algorithm	Ref. [9] algorithm	Ref. [11] algorithm	Ref. [13] algorithm	Proposed algorithm
1	108.8943	105.2638	35.0985	10.3396	4.2958
2	23.8031	22.2016	30.1716	1.3086	1.0075
3	48.6528	40.4519	27.2880	2.9783	2.2884
4	53.5039	48.241	39.7485	2.6732	2.1691
5	50.6527	42.5846	36.3287	2.5290	1.4412

由此可以得出,从定性和定量角度比较,本文算法都能取得较好的结果,具有更好的稳健性和普适性。

## 4 结 论

提出了一种基于非局部先验的去雾算法,这种逐点捕获颜色距离的方法可以更有效地避免块效应。首先基于非局部先验估计初始透射率,然后,采用正则化的方法优化透射率,并将原始图像和去雾后图像的梯度差的  $L_{1/2}$  范数作为正则化项,抑制噪声干扰,避免在初始图像中不可见的噪声在去雾过程中被放大,进而产生伪影,造成视觉干扰或者颜色偏移。去雾结果在保持输入图像中原有边缘的同时有效地抑制了原有图像中细小噪声的干扰,改善了降质图像的质量,提高了算法的可靠性和稳健性。在估计初始透射率时,假定在距离大气光最远处的像素点无雾,并且在每一条雾线中都存在无雾的像素点。而实际应用中,并不是每一条雾线中都存在这样的像素点,因此有时可能导致大的误差产生,这也是需要进一步研究和改进的地方。

## 参 考 文 献

- [1] Nan Dong, Bi Duyan, Ma Shiping, *et al.* Single image dehazing method based on scene depth constraint[J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(3): 500-504.  
南栋, 毕笃彦, 马时平, 等. 基于景深约束的单幅雾天图像去雾算法[J]. 电子学报, 2015, 43(3): 500-504.
- [2] He Ning, Wang Jinbao, Bao Hong. Research reviewed on single image dehazing[J]. Journal of Beijing Union University, 2015, 29(3): 24-31.  
何宁, 王金宝, 鲍泓. 单幅图像去雾方法研究综述[J]. 北京联合大学学报, 2015, 29(3): 24-31.
- [3] Wang Fan, Yang Yan, Bai Haiping. Contrast restoration algorithm for single image based on physical model[J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(8): 2291-2294, 2300.  
王帆, 杨燕, 白海平. 基于物理模型的单幅图像对比复原算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(8): 2291-2294, 2300.
- [4] Wu Di, Zhu Qingsong. The latest research progress of image dehazing[J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(2): 221-239.  
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.
- [5] Feng Weiyi, Chen Qian, He Weiji, *et al.* A defogging method based on hyperspectral unmixing[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(1): 0110002.  
冯维一, 陈钱, 何伟基, 等. 基于高光谱图像混合像元分解技术的去雾方法[J]. 光学学报, 2015, 35(1): 0110002.
- [6] Li Yi, Zhang Yunfeng, Zhang Qiang, *et al.* Infrared image contrast enhancement based on haze remove method[J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(1): 0113004.  
李毅, 张云峰, 张强, 等. 基于去雾模型的红外图像对比度增强[J]. 中国激光, 2015, 42(1): 0113004.
- [7] Zhao Wenda, Zhao Jian, Zhao Fan, *et al.* Variable infrared image enhancement of bimodal Gaussian function specification[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(3): 0309002.  
赵文达, 赵建, 赵凡, 等. 双峰高斯函数规定化的变分红外图像增强[J]. 中国激光, 2014, 41(3): 0309002.
- [8] Tan R T. Visibility in bad weather from a single image[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008: 1-8.
- [9] Fattal R. Single image dehazing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 721-728.
- [10] He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark channel prior[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern recognition, 2009: 1956-1963.
- [11] Tarel J P, Hautière N. Fast visibility restoration from a single color or gray level image[C]. IEEE Conference on Computer Vision, 2009: 2201-2208.
- [12] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 1998: 839-846.
- [13] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering[C]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [14] Fattal R. Dehazing using color-lines[J]. ACM Transactions on Graphics, 2014, 34(1): 1-14.
- [15] Bi Duyan, Sui Ping, He Linyuan, *et al.* Higher-order Markov random fields defogging based on color lines[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2016, 38(9): 2405-2409.  
毕笃彦, 睢萍, 何林远, 等. 基于 Color Lines 先验的高阶马尔科夫随机场去雾[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(9): 2405-2409.
- [16] 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): 3522-3532.
- [17] Yang Aiping, Zheng Jia, Wang Jian, *et al.* Underwater image restoration based on color cast removal and dark channel

- prior[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015, 37(11): 2541-2547.
- 杨爱萍, 郑佳, 王建, 等. 基于颜色失真去除与暗通道先验的水下图像复原[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(11): 2541-2547.
- [18] Berman D, Treibitz T, Avidan S. Non-local image dehazing[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 1674-1682.
- [19] Xu L, Zheng S C, Jia J Y. Unnatural  $L_0$  sparse representation for natural image deblurring[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013, 9(4): 1107-1114.
- [20] Donoho D L, Huo X M. Uncertainty principles and ideal atomic decomposition[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2001, 47(7): 2845-2862.
- [21] Donoho D L, Elad M. Optimally sparse representation in general (non-orthogonal) dictionaries via  $\ell^1$  minimization[J]. PNAS, 2003, 100(5): 2197-2202.
- [22] Chen S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM Review, 2001, 43(1): 129-159.
- [23] Xu Z B, Guo H L, Wang Y, *et al.* Representative of  $L_{1/2}$  regularization among  $L_q$  ( $0 < q \leq 1$ ) regularizations: an experimental study based on phase diagram[J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(7): 1225-1228.
- [24] Krishnan D, Fergus R. Fast image deconvolution using hyper-Laplacian priors[C]. International Conference on Neural Information Processing Systems, 2009: 1033-1041.
- [25] Xu Z B, Zhang H, Wang Y, *et al.*  $L_{1/2}$  regularization[J]. Science China Information Sciences, 2010, 53(6): 1159-1169.
- [26] Xu Z B, Chang X Y, Xu F M, *et al.*  $L_{1/2}$  regularization: a thresholding representation theory and a fast solver[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2012, 23(7): 1013-1027.
- [27] 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, 2013: 617-624.
- [28] Gao Yin, Yun Lijun, Shi Junsheng, *et al.* Enhancement dark channel algorithm of fog image based on the TV model[J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(8): 0809001.
- 高银, 云利军, 石俊生, 等. 基于 TV 模型的暗原色理论雾天图像复原算法[J]. 中国激光, 2015, 42(8): 0809001.