

控制与决策

Control and Decision

基于双边分解与 L_1 暗通道的战场图像增强算法

秦朝轩, 顾晓辉

引用本文:

秦朝轩, 顾晓辉. 基于双边分解与 L_1 暗通道的战场图像增强算法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(5): 1165–1172.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1213>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于卷积神经网络的云雾遮挡舰船目标识别

Obscured ship target recognition based on convolutional neural network

控制与决策. 2021, 36(3): 661–668 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0781>

尺度自适应的多特征融合相关滤波目标跟踪算法

Scale adaptation and multi-feature fusion correlation filtering object tracking algorithm

控制与决策. 2021, 36(2): 429–435 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0445>

抗遮挡与尺度自适应的改进KCF跟踪算法

Improved KCF tracking algorithm based on anti-occlusion and scale transformation

控制与决策. 2021, 36(2): 457–462 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0394>

复杂背景下全景视频运动小目标检测算法

Panoramic video motion small target detection algorithm in complex background

控制与决策. 2021, 36(1): 249–256 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0686>

一种基于稀疏系数匹配学习的图像去雾算法

An image dehazing method based on learning framework with sparse coefficient matching

控制与决策. 2020, 35(11): 2797–2802 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1764>

基于双边分解与 L_1 暗通道的战场图像增强算法

秦朝轩, 顾晓辉[†]

(南京理工大学 机械工程学院, 南京 210094)

摘要: 针对战场图像雾霾导致图像目标不清晰, 影响目标识别及指挥决断的问题, 提出一种结合双边分解与 L_1 暗通道的战场图像增强算法, 利用双边滤波将图像分解为低频基础含雾图像及高频纹理含噪图像. 对于低频图像, 分割天空区域优化大气光计算, 之后根据上下文约束构建 L_1 正则化方程精确求解透射率来改进暗通道先验模型进行去雾处理; 对于高频图像, 利用导向滤波进行噪声抑制与细节增强, 将图像融合并进行双伽马校正得到最终图像, 实现图像去雾与去噪的解耦合. 将所提出的算法与现有的算法处理效果进行对比, 应用于战场环境下图像的去雾, 并运用客观评价因子进行分析, 实验结果表明, 所提出的算法可以有效去除战场图像雾霾, 抑制噪声并增强视觉效果, 且在客观评价因子方面优于现有算法.

关键词: 图像去雾; 暗通道先验; 双边滤波; 噪声抑制; 大气物理模型; 导向滤波

中图分类号: TP301.4

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.1213

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 秦朝轩, 顾晓辉. 基于双边分解与 L_1 暗通道的战场图像增强算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(5): 1165-1172.

A battlefield image enhancement algorithm based on bilateral decomposition and L_1 dark channel prior

QIN Chao-xuan, GU Xiao-hui[†]

(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: In the battlefield, fog and haze lead to image degradation and, which affects the target recognition and command decision. Therefore a battlefield image defogging algorithm, which combines bilateral decomposition and L_1 dark channel, is proposed. The bilateral filter is used to decompose the original image into low frequency component with fog information and high frequency component with noise image. For low frequency image, the sky area is split to obtain the global atmospheric light, and L_1 regularization is built according to the context constraint equation for accurate transmittance to improve the dark channel prior model for the fog. For high-frequency images, the guide filter is used to restrain noise and enhance detail, and then the final image is obtained by image fusion and bi-gamma function correction, so as to realize the decoupling of image fog removal and noise removal. The proposed algorithm is compared with the existing algorithms, and applied to the defogging of the image in the battlefield environment, which is analyzed using the objective evaluation factor. Experimental results show that the proposed algorithm can effectively remove haze, suppress noise, enhance visual effects and is better than the existing algorithms in objective evaluation factors.

Keywords: image defogging; dark channel prior; bilateral filtering; noise suppression; atmospheric physical model; guide filtering

0 引言

由于野外战场环境复杂,大量的烟、灰尘等物质对战场设备成像造成极大干扰,影响目标识别以及指挥决断等.因此,实现高质量的图像去雾,增强战场图像的目标细节具有非常重要的现实意义.经过去雾后的战场图像对于目标识别具有更高的利用价值,其相关技术也广泛应用于室外监控、无人驾驶等各个

领域.

按照处理域不同,图像去雾算法可分为空间域和变换域两类,其中空间域处理算法是直接对图像本身存在的空间中进行处理,如均值滤波算法^[1]、直方图均衡化^[2]、伽马校正^[3]等;变换域滤波算法将图像变换到其他空间,利用变换后的空间特性进行去噪,最后再转化到图像空间,如基于小波变换的算法^[4].传

收稿日期: 2019-08-27; 修回日期: 2019-12-20.

基金项目: 国家科技重大专项基金项目(004040204).

[†]通讯作者. E-mail: gxiaohui@njust.edu.cn.

统的单图像算法通常没有考虑如大气光、雾霾厚度等场景信息,因此往往难以获得很好的视觉效果.为解决这一问题,Schechner等^[5]利用同一场景的多幅图像不同角度的极化进行去雾,获得了良好的视觉效果.然而,在战场环境以及实际应用中,获得多图像比较困难,因此研究的重点转向添加合理的先验信息与假定信息来辅助图像去雾,如Retinex理论^[6]与暗通道理论^[7].He等^[7]基于对大量无雾霾图像的统计分析,提出暗通道先验模型并获得了较好的视觉效果,然而,He采用软抠图算法计算透射率,其复杂度过大,并且在局部容易出现光晕现象;Liu等^[4]将暗通道模型与多尺度小波变换相结合,在图像低频部分利用暗通道去雾,之后利用软阈值方法在高频部分进行自适应细节增强,其算法处理效果较好,然而未考虑图像不同颜色通道之间的耦合效应;Meng等^[8]利用图像上下文信息构建 L_1 加权正则化方程对透射率进行优化,得到了精细透射率.

近几年,图像去雾的手段主要集中于深度学习算法以及基于大气散射模型的算法^[9-11].大气物理模型算法关注于大气光的计算与透射率的优化.Bui等^[12]提出一种基于彩色椭球体模型的去雾算法;安冬等^[13]结合超像素与暗通道算法,并根据上下文约束细化透射率,取得了较好的视觉效果;Sebastian等^[14]提出一种形态学重构结合暗通道的去雾算法,首先利用暗通道算法获得透射率,之后利用形态学开闭运算保留图像细节,获得精确透射率;Liu等^[15]构造了一种非局部相似约束的正则化模型,并利用自适应权重优化的正则化模型求解透射率.

本文提出一种基于双边分解结合 L_1 暗通道的战场图像去雾算法(BFDCP),达到去雾并抑制噪声的效果.首先利用双边滤波器将图像分解为低频与高频图像,针对低频图像,利用改进的暗通道算法进行噪声去除;针对高频图像,利用导引滤波进行去噪与增强.之后进行图像重构并进行双伽马校正.最后通过实验验证BFDCP算法的性能.

1 暗通道先验

Fattal^[16]研究了大气散射以及光反射成像物理模型,其成果广泛应用于计算机视觉领域.雾霾环境下大气散射模型的成像方程为

$$I(x, y) = J(x, y)e^{-kd(x, y)} + A(1 - e^{-kd(x, y)}). \quad (1)$$

其中: $I(x, y)$ 为所观测到的雾霾图像, A 为全局大气光, $J(x, y)$ 为无雾霾图像或场景反射, $e^{-kd(x, y)}$ 为透射率, k 为大气散射系数, $d(\cdot)$ 为景深.

He等^[7]通过对大量无雾霾图像统计分析发现,

对于自然图像非天空部分的局部区域中的某些像素点,在其颜色通道中,至少有一个通道的灰度值趋近于0,该先验模型为暗通道先验模型(DCP),可表示为

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in [r, g, b]} J^c(y) \right) \rightarrow 0. \quad (2)$$

其中: J^c 是图像 J 的一个颜色通道, $\Omega(x)$ 是以像素点为中心的邻域窗口.对式(1)进行正则化可得

$$\frac{I^c(x, y)}{A^c} = e^{-kd(x, y)} \frac{J^c(x, y)}{A^c} + 1 - e^{-kd(x, y)}. \quad (3)$$

假定在邻域 $\Omega(x)$ 的传输值为常数,对式(3)两边进行DCP运算得

$$\begin{aligned} \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in (R, G, B)} \frac{I^c(y)}{A^c} \right) = \\ e^{-kd(x, y)} \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in (R, G, B)} \frac{I^c(y)}{A^c} \right) + 1 - e^{-kd(x, y)}. \end{aligned} \quad (4)$$

假定 A 为常值,由 $\min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in (R, G, B)} \frac{J^c(y)}{A^c} \right) = 0$ 可粗略估算透射率为

$$e^{-kd(x, y)} = 1 - \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in (R, G, B)} \frac{I^c(y)}{A^c} \right). \quad (5)$$

记透射率 $\hat{t}(x) = e^{-kd(x, y)}$.为使图像更加自然,增强图像视觉效果,在图像处理过程中需要保留一部分大气雾,引入修正因子 $\lambda \in (0, 1]$,一般取 $\lambda = 0.95$,得

$$\hat{t}(x) = 1 - \lambda \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in (R, G, B)} \frac{I^c(y)}{A^c} \right). \quad (6)$$

最终,去雾图像可表示为

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max(t(x), t_0)} + A. \quad (7)$$

其中:当透射率 t 值很小时,会造成图像失真,同时为避免分母为0,设定 $t \in [0.1, 1]$.

2 BFDCP算法

在暗通道算法去雾的过程中,暗通道图像的灰度值在局部区域内是一个常数,如果某像素 x 位于暗部与亮部交界的边缘且具有较高的灰度值,则该像素点的暗通道会被边缘区域像素值的最小值取代,导致该点暗通道小于实际值,出现光晕现象.同时,暗通道算法对噪声抑制效应弱,因此本文提出一种基于高低频结合 L_1 暗通道的去雾算法,该算法流程如图1所示.

本文借鉴双边滤波的思想,利用双边滤波器将图像分解为低频含雾图像与高频纹理含噪图像.将图像分解为高低频图像之后,对低频图像,通过优化大气光计算与精确透射率改进暗通道先验模型,对图像进行去雾处理;对于高频细节部分,利用导向滤波进行噪声抑制与细节增强,实现图像去雾与去噪的解耦合.根据以上分析,含雾图像可以表达为

$$I(x, y) = I^H(x, y) + I^L(x, y). \quad (8)$$

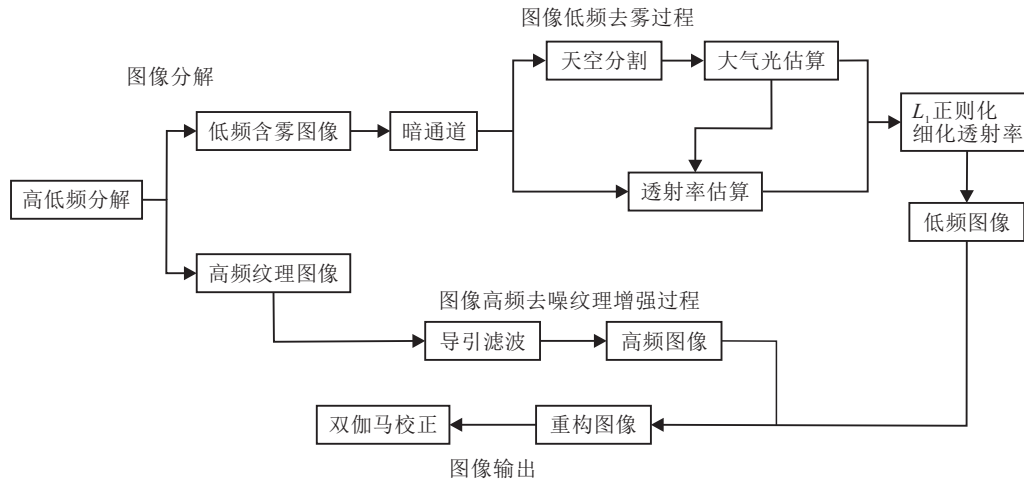


图1 BFDCP算法流程

其中: $I^H(x, y)$ 为图像高频部分, 包含像素值变化较大的纹理部分以及噪声信号; $I^L(x, y)$ 表示图像低频部分. 统计结果表明, 雾霾信息主要包含于图像低频部分. 因此, 战场图像增强的模型可以表示为

$$\begin{cases} I^H(x, y) = J^H(x, y)e^{-kd(x,y)} + n(x, y), \\ I^L(x, y) = \\ J^L(x, y)e^{-kd(x,y)} + A(1 - e^{-kd(x,y)}), \\ J = J^L + J^H. \end{cases} \quad (9)$$

其中: $n(x, y)$ 为噪声信号, J 为待获取的目标图像.

2.1 图像双边分解

本文借鉴文献[17]的思想, 利用联合双边滤波对原始图像进行高低频分解. 该算法不仅考虑了邻域内像素的空域距离, 同时考虑了像素灰度值的差异. 对于像素 x , 定义 N_x 为以 x 为中心, r 为半径的窗, 在 N_x 内的双边核函数定义为

$$k_{x,y} = e^{-\frac{|x-y|^2}{2\sigma_s^2}} e^{-\frac{|f_x-f_y|^2}{\gamma\sigma^2}}. \quad (10)$$

其中: σ_s 和 γ 为核函数的空域参数与像素相关参数, σ^2 为噪声方差. 双边滤波器表达式为

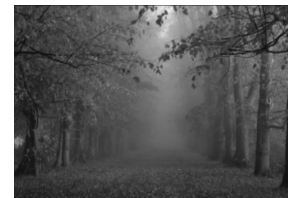
$$I_x = \frac{\sum_{y \in N_x} k_{x,y} I_y}{\sum_{y \in N_x} k_{x,y}}. \quad (11)$$

其中: I 为原始图像, 利用双边滤波将图像分解为低频分量与高频分量, 雾霾信息分布于低频分量, 纹理特征和噪声分布于高频分量

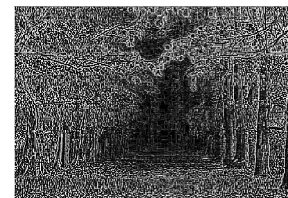
$$\begin{aligned} I_L &= \int_{x \in \Omega} I_x, \\ I_H &= I - I_L. \end{aligned} \quad (12)$$

如图2所示, 雾霾信息都包含于 I^L 中, 而纹理信

息, 如树叶轮廓以及树干纹理都分解到 I^H 中, 因此可以分别针对低频与高频图像进行处理. 此时参数设置如下: $r = 15, \sigma_s = 5, \gamma = 30$.



(a) 原始图像



(b) 高频图像



(c) 低频图像

图2 图像双边分解结果

2.2 低频图像去雾

首先检验经过双边分解后的图像是否满足暗通道先验模型, 根据 He 等^[7]提出的暗通道思想, 选取 100 张无雾霾室外图像进行统计分析, 经过双边分解之后计算其暗通道, 结果如图3和图4所示. 图3(a)、图4(a)分别为原始无雾图像与双边分解后的低频图像, 图3(b)、图4(b)分别为图3(a)、图4(a)计算得到的暗通道图, 图3(c)、图4(c)为图3(b)、图4(b)的灰度直方图, 图3(d)为对 100 幅图像进行概率统计得到的平

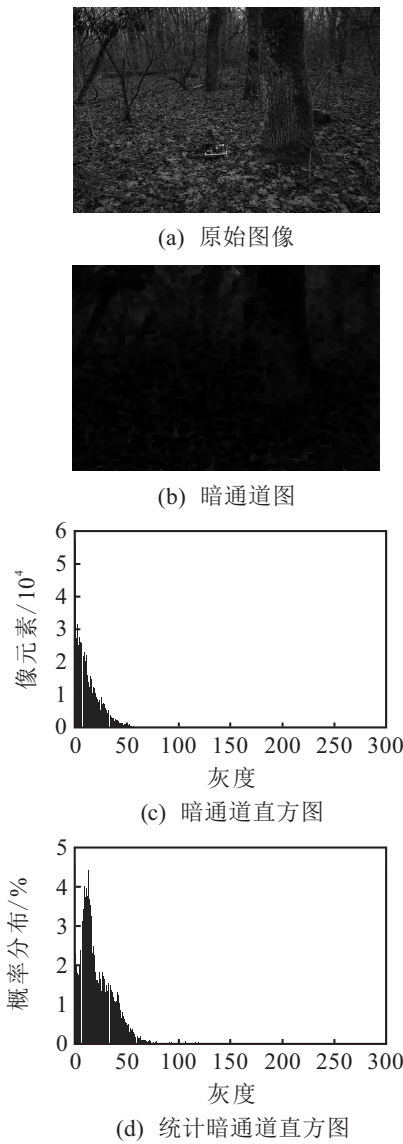


图3 暗通道先验模型验证(原始无雾图像)

均灰度直方图,图4(d)为将图3(d)中每20个灰度等级合并获得的统计直方图。

由图3(c)、图4(c)可以看出,经过双边分解后,图像暗通道的特性并没有发生实质性的改变。由图3(d)、图4(d)可以看出,对100幅无雾图像的暗通道进行统计,超过90%的灰度分布在60以下。因此,可以得出结论,经过双边分解后,低频图像依然满足暗通道先验模型。

借鉴暗通道先验去雾手段,首先估算全局大气光,之后利用式(5)估算透射率,进而构建 L_1 正则化方程对透射率进行细化,最终得到去雾图像。

2.2.1 利用天空分割估算大气光

根据式(7)可知,大气光的值直接决定了恢复后获得的图像亮度。He等^[7]的方法以暗通道图像中亮度最大的前0.1%的像素所对应的含雾图像中的像素最大值作为全局大气光强度值,该方法所选出的大气光通常亮度值很高,根据式(7),所恢复出的图像会

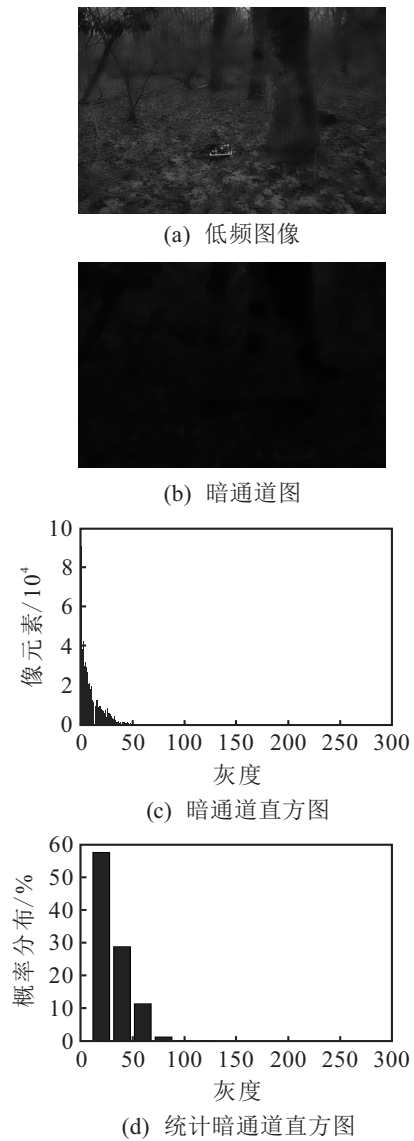


图4 暗通道先验模型验证(双边分解后的低频图像)

偏暗。本文借鉴文献[18]的思想,将天空区域亮度值较低的部分作为大气光,所获取的图像会较为明亮,产生较好的视觉效果。

由于天空的亮度值高,且灰度值变化缓慢,对于正常拍摄的照片,天空都位于图像顶部区域。因此,结合图像灰度值与亮度信息以及位置信息分割天空区域。

对于包含天空的图像,利用Otsu方法对图像进行处理,之后运用形态学开闭运算对图像进行操作,最终顶部区域被认定为天空。为避免噪声影响,将天空亮度值最小的前0.5%的像素剔除,然后取亮度最小值作为全局大气光。

对于无天空图像,采用四叉树搜索方法进行大气光估算。将输入图像等分为4个方块,计算每个方块的像素平均值与标准差的差值作为评分,选中评分最高的区域并将其划分为4个方块,重复这一过程直到方块面积小于设定的阈值,将其最亮值作为全局大气

光. 图5为全局大气光估计结果.



(a) 有天空图像估计



(b) 无天空图像估计

图5 全局大气光估计结果

2.2.2 构建 L_1 正则化方程优化透射率

获得全局大气光之后,可以根据式(5)初步估算透射率. 根据式(5),透射率为景深的函数,因此在同一局域之内的具有相同景深的像素,其透射率相似. 基于这一先验^[8],构造加权函数使相邻像素的透射率之差趋于0,即

$$W(x, y)(t(x) - t(y)) \approx 0, \quad (13)$$

其中 x 与 y 为两个相邻像素点. 假设相邻元素的色差越小,则两个像素点的景深差别也越小,有

$$W(x, y) = e^{-\frac{\|I(x) - I(y)\|^2}{2\sigma^2}}, \quad (14)$$

其中 $\|I(x) - I(y)\|$ 表示相邻像素的灰度值差. 利用差分算子,权重函数可以表示为

$$W_j(i) = e^{-\sum_{c \in \{r, g, b\}} \|(D_j \otimes I_c)_i\|^2 / 2\sigma^2}. \quad (15)$$

构造损失函数

$$f(t, \hat{t}) = \frac{\lambda}{2} \|t - \hat{t}\|_2^2 + \sum_{j \in \omega} \|W_j \circ (D_j \otimes t)\|_1. \quad (16)$$

函数第1项为数据项,用于衡量透射率优化过程中的保真度, λ 为平衡两项的正则系数;第2项为修正项,约束临近透射率的关系. 通过最小化损失函数 f 获取精细的透射率.

为求解该方程,引入变量 u , 目标函数转化为

$$\hat{t} = \arg \min \frac{\lambda}{2} \|t - \hat{t}\|_2^2 + \sum_{j \in \omega} \|W_j \circ u_j\|_1, \quad (17)$$

$$u_j = D_j \otimes t.$$

利用变量分裂方法,构造新的损失函数

$$f(t, \hat{t}, u) = \frac{\lambda}{2} \|t - \hat{t}\|_2^2 + \sum_{j \in \omega} \|W_j \circ u_j\|_1 + \frac{\beta}{2} \left(\sum_{j \in \omega} \|u_j - D_j \otimes t\|_2^2 \right). \quad (18)$$

通过最小化损失函数获取精确透射率,首先求 u_j , 有

$$u_j = \arg \min \|W_j \circ u_j\|_1 + \frac{\beta}{2} \left(\sum_{j \in \omega} \|u_j - D_j \otimes t\|_2^2 \right) = \max \left(|D_j \otimes t| - \frac{W_j}{\beta}, 0 \right) \text{sign}(D_j \otimes t), \quad (19)$$

之后求解 t , 有

$$\hat{t} = \arg \min \frac{\lambda}{2} \|t - \hat{t}\|_2^2 + \frac{\beta}{2} \left(\sum_{j \in \omega} \|u_j - D_j \otimes t\|_2^2 \right). \quad (20)$$

图6为透射率估计结果,相比He的算法,本文算法对透射率估计更加准确,更能反映图像的深度信息.



(a) 原始图像



(b) He 算法



(c) 本文算法

图6 透射率优化效果

2.3 高频图像去噪与增强

导向滤波^[19]算法由何凯明提出,该算法由局部线性模型驱动,假设导向图与输出图像为局部线性关系,考虑了图像自身信息,因此对于边缘纹理具有很好的保护. 假设在以像素点 x 为中心的邻域 N_x 中, q 与 I 之间为线性关系,有

$$q_i = a_x D_i + b_x, \quad \forall i \in N_x. \quad (21)$$

其中: q 为输出图像; D 为引导图; N_x 为以 x 为中心以 r 为半径的邻域; a_x 、 b_x 为邻域中的常数,模型中的线性系数.

信息捕获能力与 r 的大小相关, r 越大,输出图像在越大范围内与引导图呈线性关系,得到的图像纹理

细节越丰富. r 越大越容易减轻光晕现象, 然而可能会出现颜色过饱和. 导向滤波代价函数为

$$E(a_x, b_x) = \sum_{i \in N_x} ((a_x D_i + b_x - p_i)^2 + \xi a_k^2). \quad (22)$$

其中: p 为输入图像, ξ 为正则化参数. 通过回归方法得到

$$a_x = \frac{\frac{1}{|w|} \sum_{i \in N_x} D_i P_i - \mu_x \bar{p}_x}{\sigma_x^2 + \zeta},$$

$$b_x = \bar{p}_x - a_x \mu_x. \quad (23)$$

2.4 图像矫正与输出

本文利用双伽马校正算法^[20]对图像进行校正, 其数学表达式为

$$\begin{cases} I_{in} \Rightarrow [0, 1], \\ I_{out}^L = I_{in}^\gamma, \\ I_{out}^H = 1 - (1 - I_{in})^\gamma, \\ I_{out} = a I_{out}^L + (1 - a) I_{out}^H. \end{cases} \quad (24)$$

其中: $\gamma \in (0, 1]$; I_{out}^L 用于控制图像增强程度; I_{out}^H 用于提高低灰度值区域的视觉效果; $a \in [0, 1]$ 用于抑制高亮度区域, 调整低灰度区域与高灰度值区域的处理效果.

双伽马函数曲线如图7所示, 其中 I^L 为传统的伽马函数, 可以看出传统伽马函数对于图像低亮度区域具有增强作用, 而对于高亮度区域的抑制作用不明

显, 双伽马函数则可以增强低亮度区域同时抑制高亮度区域, 压缩图像动态范围.

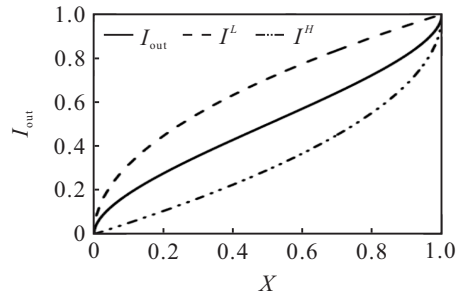


图7 双伽马函数曲线

3 实验结果与分析

为验证本文所提出算法的有效性, 本节中开展实验以验证算法去雾性能以及噪声抑制能力.

本实验平台为 Intel Core i5-4210 CPU 2.7 GHz, 8 GB 内存 PC 机, 程序运行环境为 Matlab 2017a. 以图像信息熵、RMSE、峰值信噪比 (PSNR)、平均梯度、结构相似度 (SSIM)^[21] 作为客观评价因子.

3.1 去雾性能实验

为验证本文算法有效性, 将本文 BFDCP 算法与 WDCP^[4]、ASDCP^[13]、FDMR^[14] 算法进行对比. 图8为实验结果, 其中图8(a)(Img1 ~ Img4) 为原始战场图像, 均受到不同程度的雾霾影响, 分辨率低, 目标难以辨识. 对于 WDCP 算法, 整体对比度明显, 由于其算法对图像各个通道分别采用小波变换以提高细节纹理, 未考虑各图层之间的耦合效应, 因此虽然获得了较高

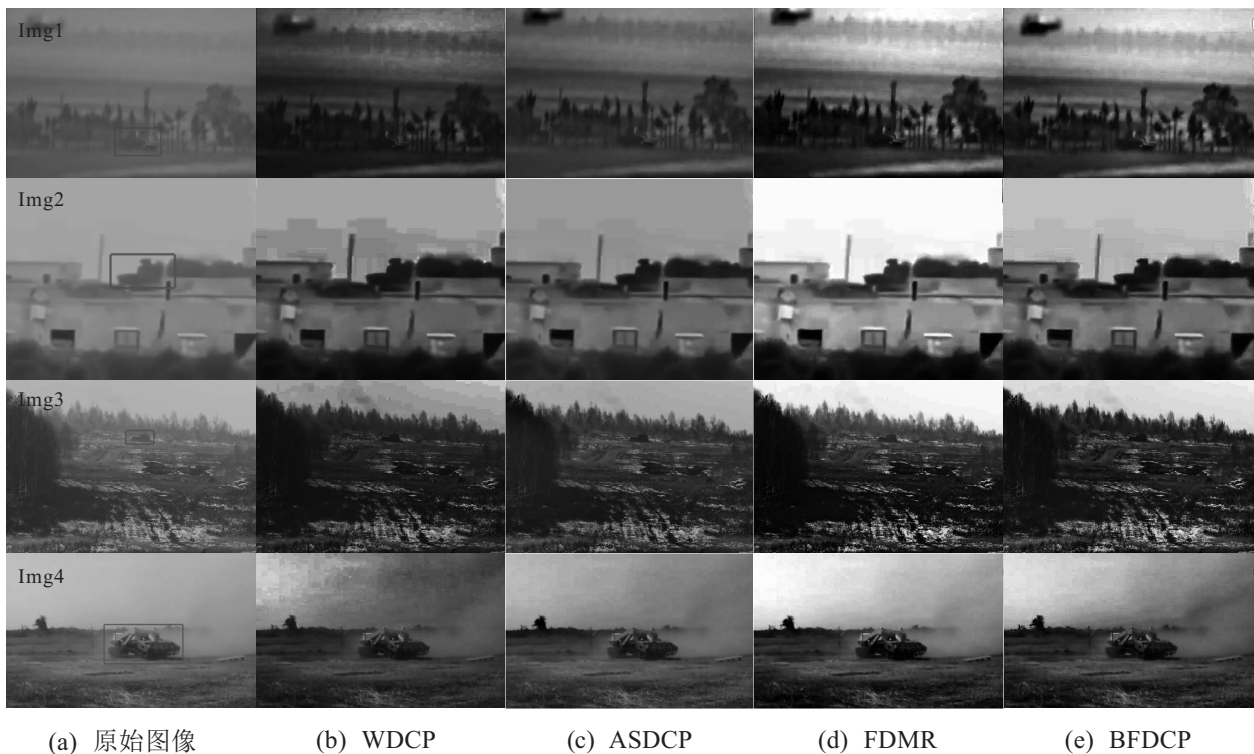


图8 各算法去雾结果对比

表 1 各算法质量评价对比表

	Img1				Img2			
	WDCP	ASDCP	FDMR	BFDPCP	WDCP	ASDCP	FDMR	BFDPCP
PSNR	9.975	9.891	10.142	10.21	13.273	11.251	13.21	13.192
RMSE	9.548	9.8706	10.6471	10.529	11.149	11.3095	11.3488	11.339
SSIM	0.736	0.731	0.807	0.81	0.813	0.815	0.832	0.829
信息熵	7.179	7.025	7.79	7.812	6.588	6.782	6.5	6.989
平均梯度	2.848	2.703	4.408	4.672	2.903	2.665	3.298	3.709

	Img3				Img4			
	WDCP	ASDCP	FDMR	BFDPCP	WDCP	ASDCP	FDMR	BFDPCP
PSNR	12.239	12.212	12.523	12.63	13.122	13.096	13.119	13.153
RMSE	8.757	8.865	9.1693	8.806	9.397	10.146	10.1663	10.181
SSIM	0.803	0.811	0.827	0.83	0.815	0.823	0.824	0.827
信息熵	7.396	7.434	7.083	7.53	7.479	7.568	7.716	7.864
平均梯度	7.222	5.515	7.968	10.263	2.602	2.279	2.974	3.323

的对比度,然而视觉效果欠佳,如图8(b)(Img1)天空处存在颜色偏差,图8(b)(Img2)出现由于过度处理导致的色块,视觉效果不自然;对于ASDCP算法,其处理效果整体细节不够突出,如图8(c)(Img1)雾霾去除不够彻底,图8(c)(Img3)远处的树木较为模糊;FSMR算法采用形态学算子对图像进行处理,整体亮度偏亮,对比度也较高,然而在某些明亮区域产生了一定的色彩偏差,如图8(d)(Img2)。相比之下,本文算法可以较为准确地估计图像透射率,并保留图像细节。

为进一步验证本文所提出算法的性能,利用各评价因子对各算法进行评价。由表1可知,本文算法在信息熵、对比度、结构相似度、平均梯度与峰值信噪比方面具有一定的优势。

3.2 噪声抑制验证实验

对比本文算法与小波降噪以及变分法的降噪性能,将全变分(total variation)去噪算法^[22]、小波去噪算法(wavelet)^[23]与本文算法应用于图像的降噪。实验图片大小为 512×512 ,对图片添加均值为0的高斯噪声,噪声方差由1增加到30,计算去噪后的PSNR值。

实验结果如图9所示,小波去噪在噪声低的情况下具有较好的效果,然而随着噪声的增大,其去噪性

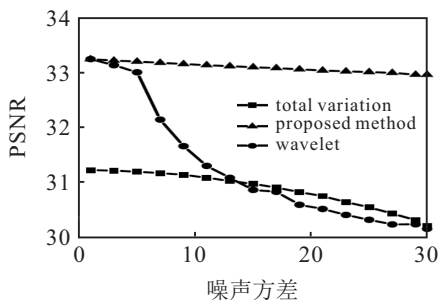


图 9 去噪实验结果对比

能减弱。本文算法获得结果的PSNR值最大,并且随着噪声值的增大,PSNR值减小幅度低,表明该算法去噪具有较好的鲁棒性。

4 结论

针对战场雾霾影响目标成像的问题,本文提出一种结合双边分解与 L_1 暗通道的战场图像增强算法。首先通过双边滤波器将图像分解为低频基础含雾图像与高频纹理含噪,对于低频基础含雾图像,利用分割天空优化大气光估算与上下文约束的 L_1 正则化方程精确求解透射率的改进暗通道先验模型对低频图像去雾;对于高频纹理含噪图像,利用导向滤波对高频图像进行噪声抑制与细节增强,之后融合低频与高频图像并进行双伽马校正得到增强后的图像。实验结果表明,本文算法与现有算法相比,增强后的图像具有更高的对比度,细节更加丰富,对噪声也有良好的抑制效果,在客观评价的表现也具有一定的优势。

参考文献(References)

- [1] 郭贝贝, 易三莉, 贺建峰, 等. 改进的非局部均值滤波算法[J]. 计算机工程, 2016, 42(7): 227-231. (Guo B B, Yi S L, He J F, et al. Improved non-local means filtering algorithm[J], Computer Engineering, 2016, 42(7): 227-231.)
- [2] Wang Y, Chen Q, Zhang B. Image enhancement based on equal area dualistic sub-image histogram equalization method[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1999, 45(1): 68-75.
- [3] Sazzad T M S, Hasan M Z, Mohammed F. Gamma encoding on image processing considering human

- visualization, analysis and comparison[J]. *International Journal on Computer Science & Engineering*, 2012, 4(12): 1868-1873.
- [4] Liu X, Zhang H, Cheung Y M, et al. Efficient single image dehazing and denosing: An efficient multi-scale correlated wavelet approach[J]. *Computer Vision & Image Understanding*, 2017, 162: 23-33.
- [5] Schechner Y Y, Narasimhan S G, Nayar S K. Instant dehazing of images using polarization[C]. *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Kauai: IEEE, 2001: 325-332.
- [6] Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. Properties and performance of a center/surround retinex[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(3): 451-462.
- [7] 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.
- [8] Meng G, Wang Y, Duan J, et al. Efficient image dehazing with boundary constraint and contextual regularization[C]. *Sydney: IEEE*, 2013: 617-624.
- [9] Ren W, Ma L, Zhang J, et al. Gated fusion network for single image dehazing[C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Salt Lake City: IEEE, 2018: 3253-3261.
- [10] Li L, Pan J, Lai W S, et al. Blind image deblurring via deep discriminative priors[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2019, 127(8): 1025-1043.
- [11] Wang A, Wang W, Liu J, et al. AIPNet: Image-to-image single image dehazing with atmospheric illumination prior[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 28(1): 381-393.
- [12] Bui T M, Kim W. Single image dehazing using color ellipsoid prior[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(2): 999-1009.
- [13] 安冬, 国凌明, 邵萌, 等. 基于暗通道先验的自适应超像素去雾算法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(8): 1929-1934.
(An D, Guo L M, Shao M, et al. An adaptive superpixel defogging algorithm based on dark channel prior[J]. *Control and decision*, 2020, 35(8): 1929-1934.)
- [14] Sebastian S C, Eduardo C Y, Juan M, et al. A fast image dehazing algorithm using morphological reconstruction[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 28(5): 2357-2366.
- [15] Liu Q, Gao X B, He L H, et al. Single image dehazing with depth-aware non-local total variation regularization[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(10): 5178-5191.
- [16] Fattal R. Single image dehazing[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, 27(3): 1-9.
- [17] Knaus C, Zwicker M. Dual-domain image denoising[C]. *IEEE International Conference on Image Processing*. Melbourne: IEEE, 2014: 440-444.
- [18] Liu C X, Shen Y L Y, Shao Y L Q, et al. Sky detection- and texture smoothing-based high-visibility haze removal from images and videos[J]. *Computer Animation and Virtual Worlds*, 2017, 28(3/4): e1776.
- [19] He K, Jian S, Tang X. Guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 35(6): 1397-1409.
- [20] 智宁, 毛善君, 李梅. 基于双伽马函数的煤矿井下低亮度图像增强算法[J]. *辽宁工程技术大学学报: 自然科学版*, 2018, 37(1): 191-197.
(Zhi N, Mao S J, Li M. An enhancement algorithm for coal mine low illumination images based on bi-gamma function[J]. *Journal of Liaoning Technical University: Natural Science Edition*, 2018, 37(1): 191-197.)
- [21] Hore A, Ziou D. Image quality metrics: PSNR vs. SSIM[C]. *International Conference on Pattern Recognition*. Istanbul: IEEE, 2010: 2366-2369.
- [22] Vese L A, Osher S J. Image denoising and decomposition with total variation minimization and oscillatory functions[J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2004, 20(1/2): 7-18.
- [23] Singh K, Ranade S K, Singh C. Comparative performance analysis of various wavelet and nonlocal means based approaches for image denoising[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2017, 131: 423-437.

作者简介

秦朝轩(1991—), 男, 博士生, 从事图像处理、目标识别的研究, E-mail: qinchaoxuan1991@163.com;

顾晓辉(1962—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能弹药、目标识别、武器装备可靠性等研究, E-mail: gxiaohui@njust.edu.cn.

(责任编辑: 齐 霖)