光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.20250331001

基于多尺度边缘感知滤波的暗通道图像去雾方法

陈昌川[1]，代金尾[1]，郭中原[2]，代少升[1]，蒋大川[3*]

（1. 重庆邮电大学 通信与信息工程学院，重庆 400065；2. 西南大学 电子信息工程学院，重庆 400715；
3. 中国测试技术研究院，成都 610021）

摘　要： 雾霾天气常造成成像设备获取的图像质量下降、目标对比度降低及轮廓模糊等问题。传统暗通道去雾算法虽然具有一定效果，但在图像边缘及深度变化较大的区域易产生光晕伪影和过度平滑的问题。为此，提出一种基于多尺度边缘感知滤波的暗通道图像去雾算法。该算法首先将边缘感知滤波权重引入引导滤波的代价函数，以解决引导滤波器无法动态调整平滑程度的问题；其次，通过多个不同尺度的边缘感知滤波器加权计算，细化透射率的估计；最后，将雾霾图像的大气光强值和通过所提算法获得的透射率代入大气散射模型，从而恢复无雾图像。实验结果表明，与传统暗通道去雾算法相比，所提算法处理后的图像在信息熵、平均梯度、标准差和色彩均衡性等指标上分别提高了7.60%，36.19%，54.25%和47.59%。总体而言，该算法在去雾效果上优于传统方法，能够有效恢复图像细节并提高视觉质量，具有较好的应用前景。

关键词： 图像去雾；暗通道先验；边缘感知滤波；大气散射模型

中图分类号： TP391　**文章编号：** 1001－5868(2025)03－0567－08

Dark Channel Dehazing Based on Multi-Scale Edge-Aware Filtering

CHENG Changchuan[1], DAI Jinwei[1], GUO Zhongyuan[2], DAI Shaosheng[1], JIANG Dachuan[3]

(1. School of Communications and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, CHN; 2. College of Electronic and Information Engineering, Southwest University, Chongqing 400715, CHN; 3. National Institute of Measurement and Testing Technology, Chengdu 610021, CHN)

Abstract: Foggy weather often reduces the image quality captured by imaging devices, leading to lower target contrast and blurred contours. While traditional dark channel dehazing algorithms are effective, they tend to produce halo artifacts and excessive smoothing in areas with sharp edges and significant depth variation. To address this, a dark channel dehazing algorithm based on multi-scale edge-aware filtering is proposed. This algorithm introduces edge-aware filtering weights into the guided filtering cost function to adjust the degree of smoothing dynamically. The transmission map is then refined using weighted calculations with multiple edge-aware filters of different scales. Finally, the atmospheric light intensity and the transmission map obtained by the proposed algorithm are substituted into the atmospheric scattering model to recover the haze-free image. Experimental results show that, compared to traditional methods, the proposed algorithm improves image quality in terms of information entropy, average gradient, standard deviation, and color uniformity by 7.60%, 36.19%, 54.25%, and 47.59%, respectively. Overall, the proposed algorithm outperforms traditional methods in dehazing, effectively restores image details, and demonstrates promising application prospects.

Key words: image dehazing; dark channel prior; edge-aware filtering; atmospheric scattering model

收稿日期：2025－03－31.

基金项目：重庆市科技创新重大研发项目(CSTB2024TIAD-STX0044).

*通信作者：蒋大川

0 引言

雾天环境对道路交通安全的影响不容忽视。据交通事故统计数据表明,雾天能见度下降会显著增加车辆追尾、侧滑及碰撞事故的发生概率[1]。特别是在高速公路和城市快速路等高车速行驶环境中,驾驶员视野受限,难以及时察觉前方障碍物或突发状况,导致反应时间缩短,进而引发严重交通事故。雾天交通事故的发生率比正常天气高出数倍,其中链式追尾事故尤为常见,造成严重人员伤亡和财产损失。因此,提高图像去雾算法恢复的图像质量,对于降低事故率、保障行车安全具有重要意义[2]。

现阶段图像去雾算法主要分为三大类:基于图像增强的去雾算法、基于物理模型的去雾算法和基于深度学习的去雾算法[3]。

在基于图像增强的去雾算法方面,文献[4]提出一种基于自适应局部方差的图像增强方法,并结合一种基于热核的图像平滑方法,主要针对噪声处理和局部对比度增强问题进行改进;文献[5]提出一种基于Retinex和非下采样轮廓波变换的遥感图像去雾方法,可有效增强高频细节、改善对比度,提升图像增强的质量;近年来还发展出许多基于变分模型的Retinex[6-8],能更平滑地估计光照分量,同时更好地保留反射分量的细节。尽管图像增强类去雾算法计算效率高,但由于缺乏物理建模,深度突变区域会出现光晕伪影,并且当低对比度区域增强时易因过度平滑而丢失边缘细节。

在基于深度学习的方法方面,文献[9]提出一种基于图像块映射的端到端深度学习混合架构,用于单幅图像去雾;文献[10]设计一种带有并行注意力模块的端到端深度网络来处理单幅图像去雾问题;文献[11]提出一种基于卷积神经网络的深度架构,用于估计单幅图像去雾的透射图。基于深度学习的去雾方法能有效去雾,并在平坦区域和边缘区域都能精确保留边缘信息。然而,由于暗色雾像素的存在,在精细结构区域仍会出现光晕伪影。

在基于物理模型的去雾算法方面,文献[12]采用引导滤波细化透射率,但该滤波器在图像的深度突变区域可能过度平滑,导致复原图像中出现光晕伪影;文献[13]通过自适应权重调整机制,在抑制光晕的同时更好地保留了边缘细节。然而,该方法在高纹理区域仍可能因参数设置不当而产生过度平滑现象;文献[14]提出一种异质大气光先验理论,减少暗通道去雾算法中的块效应,但是复原出的图像依然存在光晕。

针对上述问题,本文基于暗通道先验的去雾算法,提出一种多尺度边缘感知平滑滤波器,以优化透射率的细化。具体而言,首先将边缘感知平滑权重引入引导滤波器的代价函数,利用局部窗口的方差帮助引导滤波器根据局部区域的变化程度调整滤波强度;然后,结合不同尺度滤波窗口的特性,采用多个不同尺度的边缘感知平滑滤波器加权合成最终的滤波结果,以抑制过度平滑现象和光晕伪影;最后,将雾气图像大气光强值以及通过多尺度边缘感知滤波器细化后的透射率,代入大气散射模型,从而恢复出无雾图像。

1 暗通道去雾算法

暗通道去雾算法的整体流程如图1所示,其结构主要分为大气光强值估计、暗通道图像获取、透射率获取及细化和恢复无雾图像四个部分。首先通过估计大气光值确定全局雾的浓度;其次获取暗通道图像,利用局部窗口内最小像素值来表征无雾区域的黑暗程度,形成暗通道先验;然后计算并细化透射率,反映光在雾中衰减的程度,通过粗略估计和引导滤波细化透射率避免块效应;最后根据大气散射模型恢复无雾图像,通过透射率和大气光值逆向求解清晰场景,完成去雾处理。整个过程结合物理模型与统计先验,实现高效的单幅图像去雾。

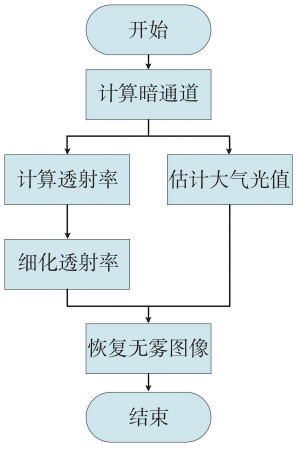


图1 暗通道去雾算法流程图

2 改进的透射率细化方式

透射率的粗略估计会让恢复出的无雾图像中

存在带状的伪影，因此传统暗通道去雾算法引入了引导滤波来保边去噪，达到细化透射率的目的。引导滤波透射率细化方法通常会导致图像中锐利边缘的过度平滑，进而引发光晕伪影，影响图像质量。引导滤波器的局部窗口半径与正则化参数之间存在一定的关系。当窗口尺寸相同且正则化参数增大时，图像的边缘细节会变得更加模糊；而在正则化参数固定的情况下，增大窗口尺寸会使整个图像变得更加平滑。为此，在引导滤波的基础上，设计了一种多尺度边缘感知平滑滤波器。该滤波器的设计主要分为三个部分：(1)边缘感知权重，根据局部窗口的方差来衡量一个区域内像素的变化程度；(2)边缘感知滤波器，将边缘感知权重代入引导滤波器的代价函数，帮助引导滤波器根据局部区域的变化程度来调整滤波强度，在平面和尖锐的区域更加精确地保留边缘信息，去除带状伪影和光晕；(3)多尺度边缘感知滤波器，在边缘感知滤波器的基础上能够进一步结合不同尺度滤波窗口半径的特点，抑制过度平滑和光晕伪影。

2.1　边缘感知权重

计算引导图像在半径为1的局部窗口内像素方差与半径为r的局部窗口内像素方差的乘积，并将其与图像中所有像素的局部方差的平均值进行归一化处理，可以得到边缘感知权重的表达式：

$$\bar{\Phi}_{\mathrm{G}}(k)=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{V(k)+\tau}{V(i)+\tau} \tag{1}$$

式中，τ为一个小常数，取其值为$(0.001\times L)^2$，可避免分母为0的情况出现；L为输入图像的动态范围。$V(k)$可以表示为：

$$V(k)=\frac{\sigma_{\mathrm{G},r}^2(k)\sigma_{\mathrm{G},1}^2(k)}{\bar{\sigma}^2} \tag{2}$$

式中，$\sigma_{\mathrm{G},r}^2(k)$为引导图像在$(2r+1)^2$的窗口$\omega_r(k)$中的方差；$\sigma_{\mathrm{G},1}^2(k)$为引导图像在3×3的窗口$\omega_1(k)$中的方差；$\bar{\sigma}^2$代表所有半径为$r$的窗口方差的均值，可表示为：

$$\bar{\sigma}^2=\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\sigma_{\mathrm{G},r}^2(k) \tag{3}$$

式中，N为整幅图像中所包含的像素总个数。

2.2　边缘感知平滑滤波器

边缘感知滤波器通过将边缘感知权重约束代入引导滤波器的代价函数中，以增强滤波器的鲁棒性。这一方法能够有效消除传统引导滤波器中常见的光晕伪影和过度平滑问题，同时精确保留平坦区域和边缘尖锐部分的细节。优化后的代价函数在保持平滑性的同时，能够根据图像的局部特征调整平滑强度，从而实现更好的边缘保留和细节恢复。优化后的代价函数定义如下：

$$E(a_k,b_k)=\sum_{x\in\omega_{r(k)}}\left[(a_kG(x)+b_k-t(x))^2+\frac{\varepsilon(a_k-\gamma_k)^2}{\bar{\Phi}_{\mathrm{G}}(k)}\right] \tag{4}$$

$$\gamma_k=1-\frac{1}{1+e^{\eta(V(k)-\mu_V)}} \tag{5}$$

$$\eta=\frac{4}{\mu_V-\min(V)} \tag{6}$$

式中，γ_k是边缘平滑滤波系数，用于描述当前像素点x与图像中边缘区域的远近程度。当像素点离边缘越近时，γ_k的值越接近于1，当像素点处于越平坦的区域，γ_k会越接近于0。V代表所有$V(K')$，$(K'=1,\ldots,N)$，μ_V代表所有$V(K)$的均值。

通过公式(4)可以求解出改进后的优化常数a_k以及b_k：

$$a_k=\frac{\mu_{\mathrm{G}\odot t,r}(k)-\mu_{\mathrm{G},r}(k)\mu_{t,r}(k)+\dfrac{\varepsilon}{\bar{\Phi}(k)}\gamma_k}{\sigma_{\mathrm{G},r}^2(k)+\dfrac{\varepsilon}{\bar{\Phi}(k)}} \tag{7}$$

$$b_k=\mu_{t,r}(k)-a_k\mu_{\mathrm{G},r}(k) \tag{8}$$

式中，$\mu_{G\odot t,r}(k)$表示在窗口$\omega_r(k)$中，$G\odot t$的均值，$\odot$表示两个相同大小的像素矩阵对应位置的元素两两进行乘法运算。$\mu_{\mathrm{G},r}(k)$表示在窗口$\omega_r(k)$中，引导图像G的均值；$\mu_{t,r}(k)$表示在窗口$\omega_r(k)$中，原始透射率图像t的均值；$\sigma_{\mathrm{G},r}^2(k)$是窗口$\omega_r(k)$中引导图像G的方差。

为了更好地分析，假设G和t是近似相同的，则可以推导出：

$$\mu_{\mathrm{G}\odot t,r}(k)-\mu_{\mathrm{G},r}(k)\mu_{t,r}(k)=\sigma_{\mathrm{G},r}^2(k) \tag{9}$$

$$\mu_{t,r}(k)=\mu_{\mathrm{G},r}(k) \tag{10}$$

将公式(9)和(10)带入公式(7)，优化后的常数a_k及b_k的表达式如下所示：

$$a_k=\frac{\sigma_{\mathrm{G},r}^2(k)+\dfrac{\varepsilon}{\bar{\Phi}(k)}\gamma_k}{\sigma_{\mathrm{G},r}^2(k)+\dfrac{\varepsilon}{\bar{\Phi}(k)}} \tag{11}$$

$$b_k=(1-a_k)\mu_{\mathrm{G},r}(k) \tag{12}$$

据公式(11)分析可知，当局部窗口位于图像边缘区域时，即灰度值发生剧烈变化的区域，引导图

像的局部窗口方差$\sigma^2_{G,r}(k)$会骤增。由公式(2)可知,边缘感知权重也会随之增大,此时的边缘平滑滤波系数γ_k趋近于1,可得:

$$a_k=\frac{\sigma^2_{G,r}(k)+\frac{\varepsilon}{\bar{\Phi}(k)}}{\sigma^2_{G,r}(k)+\frac{\varepsilon}{\Phi(k)}}=1 \tag{13}$$

此时,由公式(12)可得出$b_k=0$,此时位于此局部窗口内的像素点会得到更多的权重分配。当局部窗口位于图像中的非边缘区域时,灰度值的变换平缓,引导图像的局部窗口方差$\sigma^2_{G,r}(k)$会减小,边缘感知权重也会随之减小,此时的边缘平滑滤波系数γ_k趋近于0,可得:

$$a_k=\frac{\sigma^2_{G,r}(k)}{\sigma^2_{G,r}(k)+\frac{\varepsilon}{\bar{\Phi}(k)}}\approx 0 \tag{14}$$

由于边缘感知权重的减小,对于公式(14),分母会增大,此时a_k的值会减小直至接近于0。因此,处于该局部窗口中的像素点被平滑的程度会更大。这证明与现有滤波器不同,所使用的方法在平坦和锐利区域都提供了更好的边缘保持。

在获得线性常数a_k和b_k后,可以通过公式(15)计算细化的透射图$t'(x)$:

$$t'(x)=(\bar{a}_k G+\bar{b}_k) \tag{15}$$

式中,$\bar{a}_k$和$\bar{b}_k$分别代表a_k和b_k的平均值,可以表示为:

$$\bar{a}_k=\frac{1}{|\omega_r(i)|}\sum_{k\in\omega_r(i)}a_k \tag{16}$$

$$\bar{b}_k=\frac{1}{|\omega_r(i)|}\sum_{k\in\omega_r(i)}b_k \tag{17}$$

边缘感知平滑滤波器的思想是在计算过程中引入一个更加精细的局部窗口$\omega_1(i)$,与原有的滤波窗口相结合进行处理。通过这种方式,算法构建了一个包含更多细节的局部信息窗口。在此原理的基础上,算法进一步定义了两个关键的自适应参数:边缘感知权重$\bar{\Phi}(k)$和边缘滤波系数γ_k。这两个参数的引入,使得线性滤波参数在变化时能更清晰地体现出幅度的增减。参数的调整不仅更加准确地捕捉了边缘区域的特性,还提升了算法在保持图像边缘连续性方面的能力,同时增强了平坦区域的平滑效果以及对噪声的抑制能力。

2.3 多尺度边缘感知平滑滤波器

虽然边缘感知平滑滤波算法在过度平滑和光晕伪影等问题上已有显著改进,但仍有较大的提升空间。本节进一步提出一种多尺度边缘感知平滑滤波方法,以更高质量地细化透射率图像,从而恢复出更佳的无雾图像。为进一步结合不同尺度滤波窗口半径的特点,抑制过度平滑和光晕伪影,采用多种不同尺度的边缘感知平滑滤波算法,分别对图像的透射率进行细化,并将获得的多个结果进行加权融合,以获得更高质量的透射率图像。所采用的多尺度边缘感知平滑滤波表达式为:

$$t''(x)=\sum_{j=1}^{N}\omega_i\cdot\phi_i\left(t(x),G(x),r_i,\varepsilon\right) \tag{18}$$

式中,$t''(x)$是多尺度加权边缘感知平滑滤波器的输出图像,即经过本算法细化后的透射率图像;N为不同半径滤波器的个数,选取$N=3$;ω_i为不同尺寸滤波器对应的权重;ϕ_i是边缘感知平滑滤波算法;$t(x)$为粗略的透射率,作为滤波器的输入图像;$G(x)$为雾气图像的灰度图作为滤波器的引导图像;r_i为不同尺寸边缘感知平滑滤波器的滤波半径;设置正则化参数$\varepsilon=1\times10^{-2}$。

在使用多尺度边缘感知滤波器对透射率进行细化之后,可依据雾气图像退化模型[15]进行无雾图像的恢复。将雾气图像的暗通道值、大气光强值、以及细化后的透射率数据代入公式(19)中,即可恢复出无雾数据:

$$J(x)=\frac{I(x)-A}{t''(x)}+A \tag{19}$$

式中,$J(x)$为无雾图像,$I(x)$为初始的雾气图像,A为大气光强值。

3 实验结果及分析

3.1 实验环境及评价指标

实验所用计算机配置如下:处理器为Intel(R) Core(TM) i5-9500(U) @3.00 GHz,内存为16 GB,操作系统为64位Windows10,开发环境为Matlab2018a。

3.2 对比实验

3.2.1 透射率细化效果对比实验

为深入分析不同图像信息的特性,采用分层处理方法,将图像分解为基础层(Base Layer, BL)和细节层(Detail Layer, DL)。其中,BL代表图像中像素强度变化平缓的区域,包含主要的轮廓和结构信息,通常由滤波算法直接输出;DL则是通过原始

图像与BL的差值计算得到，主要包含边缘、纹理等高频细节信息以及噪声成分[16]。

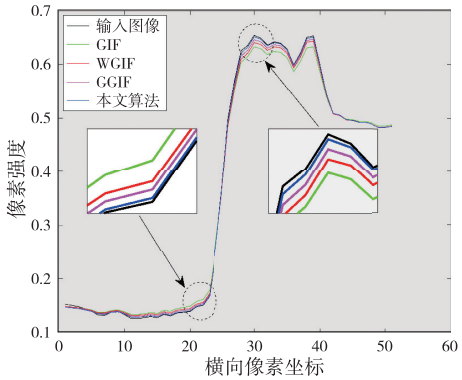
选取非雾图像（郁金香）作为测试对象，分别采用GIF[17]、WGIF[18]、GGIF[19]以及本文提出的算法进行BL和DL的提取与对比分析，实验设置了四组不同的正则化参数ε：(a)，(b)组 $\varepsilon=1\times10^{-6}$，(c)，(d)组 $\varepsilon=1\times10^{-4}$，(e)，(f)组 $\varepsilon=1\times10^{-2}$，(g)，(h)组 $\varepsilon=1$，三个不同尺度的滤波器尺寸分别为 5^2，15^2，33^2，$\omega_1=\omega_2=\omega_3=1/3$。具体实验结果如图 2 所示。



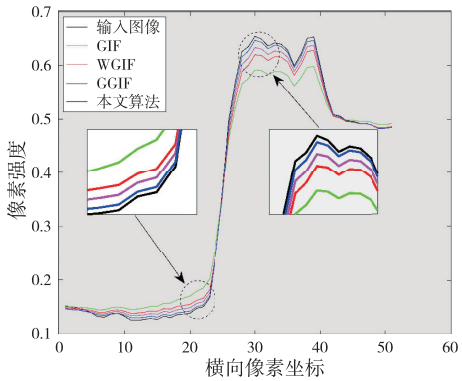
图 2　不同ε下BL与DL分解效果的算法对比

从图 2 可知，在GIF，WGIF，GGIF的处理结果中，当ε较大时，图像中会出现明显的光晕伪影和过度平滑现象，同时在DL中产生了更多的纹理。随着ε的增大，DL的纹理变得更加突出，导致伪影数量显著增加。相比之下，所提方法即使在较大的正则化参数条件下，也能有效减少DL中的多余纹理，避免伪影的产生。此外，对于GIF，WGIF，GGIF，当ε较大时，其BL通常会在图像的锐利区域周围生成高亮的光晕伪影，而所提出的方法在BL中则未出现类似伪影。上述结果表明，所提方法在去除光晕伪影方面具有显著的优势，并且在较大正则化参数的情况下，依然能够有效抑制过度增强的现象，从而更好地平衡BL和DL的表现，展现出良好的实用性。

为进一步证明所提出的多尺度边缘感知平滑滤波器能够有效抑制光晕伪影、抑制过度平滑，并且能够在图像中平坦和锐利的区域保留更多边缘信息，对郁金香图像的像素强度和像素坐标在水平和垂直方向上的一维分布分别进行了计算与分析。图 3 展示了GIF，WGIF，GGIF和本文方法在水平方向上，像素强度与像素坐标的一维分布图，同时还包括所提出的方法在两个不同ε（分别为 1×10^{-4} 和 1）下，在窗口半径 $r=16$ 处的表现。同样，图 4 展示了GIF，WGIF，GGIF和本文方法在垂直方向上，像素强度与像素坐标的一维分布。

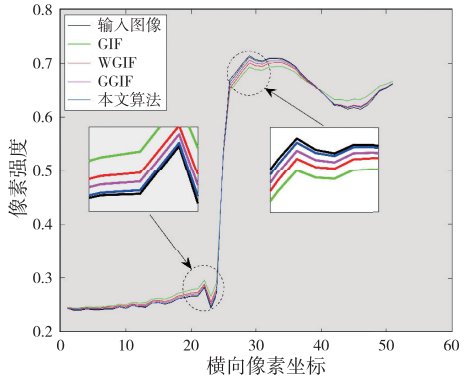


(a) $\varepsilon=1\times10^{-4}$

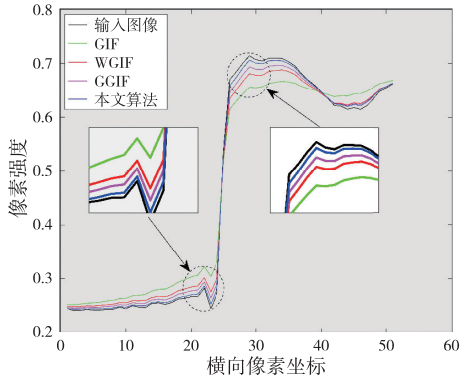


(b) $\varepsilon=1$

图 3　横向像素强度一维分布对比图



（a）$\varepsilon=1\times10^{-4}$



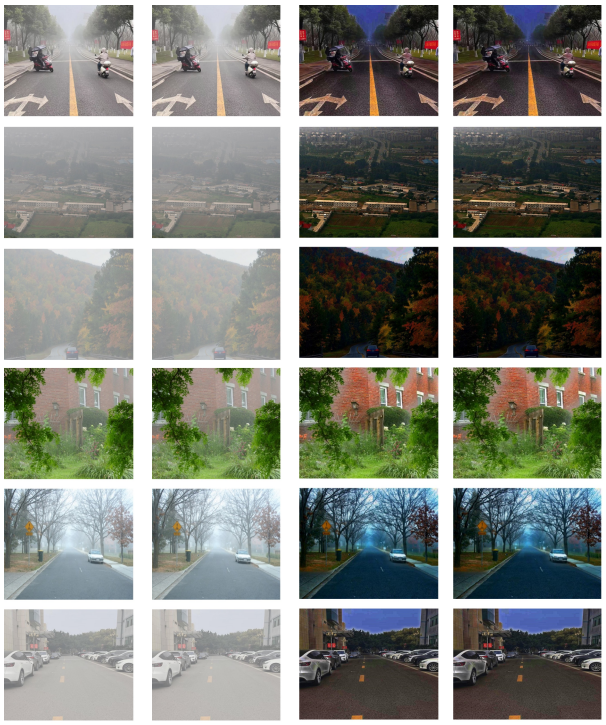
（b）$\varepsilon=1$

图4 纵向像素强度一维分布对比图

从图3(a)和图4(a)以及图中缩放的细节区域可知，当ε比较小时，GIF，WGIF，GGIF以及本文算法输出的像素值都非常接近输入图像的像素值，但是相较而言，所提算法的输出最接近于输入值；从图3(b)和图4(b)分析得出，即使在较大参数值的情况下，所提方法的输出像素值依然更接近输入像素值，而其他现有方法的输出值与输入值的偏差较大，尤其是GIF，已经不能保持整体趋势与输入像素值的趋势基本一致，出现了明显的过度平滑现象。因此，可以推断所提出方法能够有效去除光晕伪影，并在平坦区域和锐利边缘区域相较于其他三种算法，更能准确保留边缘信息，表现出了显著的优势。

3.2.2 图像去雾效果对比实验

选取六幅图像作为实验对象，并分别使用He算法、Li[20]算法以及本文提出的算法对图像进行处理，以得到无雾图像，图5为使用不同算法进行去雾的六组实验结果对比图。其中，图5(a)展示了原始图像。图5(b)为应用He算法处理后的结果，可以观察到，恢复的无雾图像存在整体偏暗、光晕伪影等问题，导致图像质量较低。图5(c)为使用Li算法处理后的结果，尽管该算法在天空区域对图像质量的影响较小，但去雾效果并不彻底，且在深度变化显著以及图像边缘区域出现了明显的光晕效应。图5(d)展示了本文提出的算法处理后的结果。由图可知，本文算法能够恢复自然的色彩，并有效消除光晕伪影以及边缘细节的丢失问题。总体而言，所提算法在去雾效果上表现优越，复原图像色彩自然且细节保留良好。



（a）原始图像 （b）使用He算法处理 （c）使用Li算法处理 （d）使用本文提出算法处理

图5 去雾效果对比图

为了定量评价所提算法图像去雾的效果，使用以下四个客观评价指标[20]：

(1) 图像信息熵(Information Entropy, IE)

$$IE=-\sum_{i=1}^{n}p_i\log(p_i) \tag{20}$$

式中，n表示图像的灰度级数，此处$n=255$；p_i表示灰度值为i的像素点占图像总像素的比例。在图像去雾中IE值越高，说明去雾效果越显著。

(2) 平均梯度(Average Gradient, AG)

$$AG=\frac{1}{M\times N}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\sqrt{\frac{(F_x(i,j))^2+(F_y(i,j))^2}{2}} \tag{21}$$

式中，$F_x(i,j)=I(i+1,j)-I(i,j)$为图像在位置(i,j)的水平梯度值，$F_y(i,j)=I(i,j+1)-I(i,j)$为垂直梯度值；M和N分别表示图像的宽度和高度。

去雾后图像的清晰度和细节通常会得到恢复，AG值也会相应增大。

（3）标准差（Standard Deviation，SD）

$$\sigma=\sqrt{\frac{1}{M\times N}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\left(I(i,j)-\mu\right)^2} \tag{22}$$

式中，σ表示图像的标准差；$I(i,j)$表示图像在位置(i,j)的像素值；μ是图像的平均灰度值。去雾后的图像SD值通常会更高，表明图像的对比度和细节得到了恢复。

（4）色彩均衡度（Color Uniformity，CU）

$$CU=\frac{\sigma_{\mathrm{R}}+\sigma_{\mathrm{G}}+\sigma_{\mathrm{B}}}{3} \tag{23}$$

式中，$\sigma_c=\sqrt{1/(M\times N)\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\left(c(i,j)-\mu_c\right)^2}$，$c\in\{R,G,B\}$，为像素各颜色通道（红、绿、蓝）的标准差；$\mu_c$为各颜色通道的均值。$CU$越高，图像的色彩变化就越自然。

表1对比了He算法、Li算法以及本文算法对100幅自然场景雾图的去雾性能评估结果（包括IE，AG，SD和CU四项指标）。可以得出，本文算法相较于另外两种算法，四项评价指标都有明显提升；并且，相较于传统暗通道去雾算法，本文算法在四个客观指标上，分别提升了7.60%，36.19%，54.25%和47.59%。总体而言，所提算法能更好地解决图像的光晕伪影与边缘信息损失问题，提高图像的自然感和视觉舒适度。

表1　不同算法客观评价指标对比

指标	原图	He[12]	Li[20]	本文算法
IE	6.64	6.86	7.27	7.38
AG	42.04	72.03	91.78	98.10
SD	30.47	39.04	46.08	60.22
CU	31.98	42.13	47.21	62.18

4　总结

本文提出一种基于多尺度边缘感知滤波的暗通道图像去雾算法，该算法能够有效改善传统暗通道去雾算法在边缘区域和深度变化显著区域出现光晕伪影和过度平滑的问题。该算法通过引入边缘感知滤波权重，以动态调整平滑程度，从而更精确地保留图像细节。此外，算法通过多个不同尺度的边缘感知滤波器加权计算，进一步优化了透射率的细化过程，以提高去雾图像的质量。实验结果表明，与传统暗通道去雾算法相比，所提算法在IE，AG，SD和CU等指标上分别提高了7.60%，36.19%，54.25%和47.59%。所提方法在实际应用中具有较好的性能和更好的去雾效果，为雾霾天气下的图像处理提供了有效的解决方案。

参考文献：

[1] 孙伟太，丁　硕，徐　波. 道路交通事故发生的常见原因浅析及对策[J]. 人民公交，2024(19)：84-87.
Sun Weitai，Ding Shuo，Xu Bo. Analysis on common causes of road traffic accidents and countermeasures [J]. People's Public Transportation，2024(19)：84-87.

[2] 孟红记，刘沛谚，胡振伟. 基于注意力特征融合稠密网络的图像去雾算法[J]. 东北大学学报（自然科学版），2022，43(12)：1717-1723.
Meng Hongji，Liu Peiyan，Hu Zhenwei. Image dehazing algorithm based on attentional feature fusion and dense network [J]. Journal of Northeastern University：Natural Science，2022，43(12)：1717-1723.

[3] 黄淑英，汪　斌，李红霞，等. 基于生成对抗网络的图像去雾算法[J]. 模式识别与人工智能，2021，34(11)：990-1003.
Huang Shuying，Wang Bin，Li Hongxia，et al. Image dehazing based on generative adversarial network [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence，2021，34(11)：990-1003.

[4] He Q，Sun Z，Nie K，et al. Sky images enhancement under complex weather conditions [C]// 2016 IEEE International Conference on Information and Automation（ICIA），2016：1490-1495.

[5] 仲会娟，马秀荣，董亚梦. 基于Retinex和双边滤波的NSCT域遥感图像去雾[J]. 光电子·激光，2024，35(10)：1043-1049.
Zhong Huijuan，Ma Xiurong，Dong Yameng. Remote sensing image defogging in NSCT domaim based on Retinex and bilateral filtering[J]. Journal of Optoelectronics·Laser，2024，35(10)：1043-1049.

[6] Li N，Hou G，Liu Y，et al. Single underwater image enhancement using integrated variational model [J]. Digital Signal Processing，2022，129：103660.

[7] Liu Y，Shang J，Pan L，et al. A unified variational model for single image dehazing [J]. IEEE Access，2019，7：15722-15736.

[8] Chen X，Li J，Hua Z. Low-light image enhancement based on exponential Retinex variational model [J]. IET Image Processing，2021，15(12)：3003-3019.

[9] Chen W T，Fang H Y，Ding J J，et al. PMHLD：patch map-based hybrid learning DehazeNet for single image haze removal [J]. IEEE Transactions on Image Processing，2020，29：6773-6788.

[10] Yin S，Wang Y，Yang Y H. A novel image-dehazing network with a parallel attention block [J]. Pattern

Recognition, 2020, 102: 107255.

[11] Dudhane A, Murala S. RYF-net: deep fusion network for single image haze removal[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 29: 628-640.

[12] He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior[C]// 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009: 1956-1963.

[13] Lu Z, Long B, Li K, et al. Effective guided image filtering for contrast enhancement [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2018, 25(10): 1585-1589.

[14] He Y, Li C, Li X. Remote sensing image dehazing using heterogeneous atmospheric light prior [J]. IEEE Access, 2023, 11: 18805-18820.

[15] Nayar S K, Narasimhan S G. Vision in bad weather[C]// Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, 1999: 820-827.

[16] Zhang H, Chen Z, Cao J, et al. Infrared image enhancement based on adaptive guided filter and global-local mapping[J]. Photonics, 2024, 11(8): 717.

[17] He K, Sun J, Tang X. Guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.

[18] Li Z, Zheng J, Zhu Z, et al. Weighted guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(1): 120-129.

[19] Kou F, Chen W, Wen C, et al. Gradient domain guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 4528-4539.

[20] Li Z, Zheng X, Bhanu B, et al. Fast region-adaptive defogging and enhancement for outdoor images containing sky [C]// 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), 2021: 8267-8274.

作者简介：

陈昌川(1978—)，男，四川省广安市人，副教授，主要研究方向为图像处理与AI、智能信息处理、红外成像与测温以及脑机接口；

蒋大川(1981—)，男，四川省广安市人，高级工程师，主要研究方向为试验鉴定与论证、图像处理。