

基于小波变换的迭代融合去雾算法

韦春苗, 徐岩*, 李媛

兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070

摘要 在有雾气的环境下, 户外采集到的图像容易出现对比度低、细节丢失等问题。针对该问题, 提出了多尺度 Retinex(MSR)理论结合小波变换的图像融合算法对雾天图像进行恢复。首先, 用 MSR 算法对采集到的雾天图像进行增强处理, 之后采用 'db5' 小波基对雾天图像与增强图像的亮度分量 V 进行融合处理, 并对雾天图像的饱和分量进行约束, 最后合成去雾图像。设置阈值, 用小波变换对雾浓度相对较大的雾天图像进行二次迭代融合去除残雾。实验结果表明, 所提算法可有效恢复不同浓度的雾天图像, 去雾后的图像可增强暗区细节、增强图像色彩、丰富图像信息。小波融合的使用保留了更多图像信息, 使图像色彩丰富自然、整体平滑, 融合图像具有良好的复原效果。

关键词 图像处理; 多尺度 Retinex; 小波变换; 二次融合; 图像增强

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2010018

Iterative Fusion Defogging Algorithm Based on Wavelet Transform

Wei Chunmiao, Xu Yan*, Li Yuan

School of Electronics and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China

Abstract The image collected outdoors in a foggy environment is prone to low contrast and loss of details. To solve this problem, our study proposes an image fusion method based on multiscale Retinex theory and wavelet transform to restore foggy images. First, the MSR algorithm was used to enhance the collected foggy image. Then, the "db5" wavelet basis was used to merge the brightness component V of the foggy image and the enhanced image, and the saturation component of the foggy image was constrained. Finally, the defogging image was generated. The threshold value was set, and the fog image with relatively high fog concentration was second iteratively fused using wavelet transform to remove residual fog. The experimental results show that the proposed algorithm can effectively restore foggy images with different concentrations. Moreover, the image after fog removal can enhance the details of the dark area, improve the image color, and enrich the image information. Using wavelet fusion preserves more image information so that the image color is rich and natural. Thus, the entire smooth fusion image has a good restoration effect.

Key words image processing; multi-scale Retinex; wavelet transform; quadratic convergence; image enhancement

OCIS codes 100.2000; 100.2980; 100.7410

1 引言

随着科技的发展和社会的进步, 视频监控、遥感导航、城市交通等计算机视觉系统已经应用在城市

的每个角落。受人类活动和自然天气的影响, 雾霾

天气在多地区频繁出现, 有雾天气下, 在户外易采集到模糊不清、对比度低、色调偏移等低质量的图片, 成像系统获得的降质图片对人类日常活动造成极大影响, 因此对图像去雾技术的研究有重要意义和价值。

收稿日期: 2020-08-13; 修回日期: 2020-09-10; 录用日期: 2020-09-30

通信作者: *xuyan@mail.lzjtu.cn

现有的图像去雾算法主要分为三类:图像增强法^[1-4]、图像复原法^[5-6]、机器学习法^[7-9]。图像增强的去雾算法通过去除图像噪声、增强图像信息来获得对比度高、色彩自然的图片,现有的比较经典的雾天图像增强的去雾算法有基于 Retinex 理论^[1]的复原法、直方图均衡算法^[2]、小波变换法^[3]等。图像复原技术在进行图像复原前,先利用大气散射原理建立其退化模型,并根据该模型反演现实场景从而恢复无雾图像,较为典型的复原算法有深度去雾法^[5]、偏微分方程法^[6]。基于机器学习的去雾算法通过训练大量数据集来恢复出无雾图像,该类算法比较具有代表性的有 Cai 等^[7]提出的基于端到端系统的去雾算法和 Ren 等^[8]提出的多尺度卷积神经网络去雾算法。

近年来,世界各地的学者对图像去雾的探索获得了许多优秀成果。He 等^[10]通过利用暗原色先验知识求取大气光值来获得清晰图像,但该算法处理得到的图像特征细节丢失、有明显的 Halo 效应、对浓雾图片去雾不彻底,且繁杂软抠图的使用会使算法较为耗时。Tan^[11]通过最大化局部对比度来实现图片的去雾恢复,但还原出的图像存在局部颜色过饱和的问题。Fattal^[12]假设光传输反射率和物体表面色度统计不相关,通过独立成分获得场景反射率来实现去雾,但该算法用于恢复浓雾图像时,因颜色信息不足,透射率估计不可靠,图像恢复效果不佳。Zhu 等^[13]通过分析大量雾图发现,图像雾气浓度越高的地方景深越大,浓雾图像 HSV 通道的 S 和 V 通道的差值也越大,提出的颜色衰减先验算法对有雾图像的恢复效果较好,但因约束条件过多,该算法较耗时。Meng 等^[14]提出边界约束的图像去雾算法,通过降低噪声、提高对比度来复原降质图像,但复原的图像存在部分细节丢失和偏色等问题。Cai 等^[7]建立一种端到端的训练模型,利用神经网络对降质图像的透射率进行估计,通过大气散射模型恢复出无雾图像,但训练较为耗时。

本文提出了一种基于多尺度 Retinex(MSR)^[15]结合自适应小波融合的去雾算法。为了保证图像细节不丢失,解决图像模糊、可视性低等问题,首先用

MSR 去雾算法增强雾天图像信息;由于彩色图像 HSV 颜色空间相互独立,为恢复出细节丰富、轮廓清晰的图片,利用小波变换对增强图像和雾天图像的分量 V 进行融合处理,得到融合分量 V' ,并对雾天图像的饱和分量 S 进行约束,使色彩不失真,颜色饱满自然;最后再将雾天图像的分量 H 、处理得到的约束饱和分量、融合分量 V' 合成去雾图像,设置阈值判断,对于雾浓度相对较大的图像,进行二次迭代融合去雾。所提算法可对不同程度的有雾图片进行恢复,小波变换的使用使恢复出的图片具有更平滑的视觉效果。

2 Retinex 理论简介

Retinex 理论^[1],又被称为视网膜皮层理论,它提出一种以可感知客观世界的颜色和亮度的、以人眼视觉系统为基础的人眼视觉模型,是一种图像增强算法。Retinex 理论认为图形成像是光的照射分量和物体对光线的反射部分相互作用的结果,与反射强度无关。该算法能较好地保持图像颜色,增强图像细节,压缩图像动态范围,同时具有色彩恒常的特点。其原理如图 1 所示。

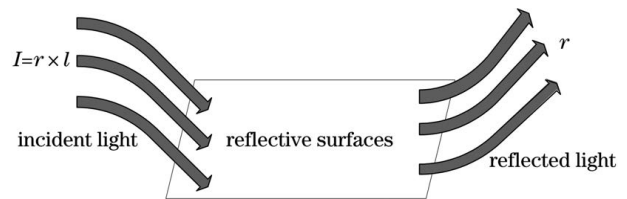


图 1 Retinex 原理

Fig. 1 Retinex theory

其中 $I(x, y)$ 表示原始图像, $l(x, y)$ 表示入射光图像, $r(x, y)$ 表示反射率图像。该理论认为,原始图像是入射光图像和反射率图像相乘的结果,表达式为

$$I(x, y) = r(x, y) \times l(x, y). \quad (1)$$

单尺度 Retinex(SSR)算法^[15]的本质是一种以空间平滑的照度为基础的假设,SSR 利用构建的高斯环绕函数求取图像亮度值,为计算简便,在对数域条件下通过消除原图像的入射分量来获取照度分量,即所求输出图像。SSR 的表达式为

$$r_{i_1}(x, y) = \log [R_{i_1}(x, y)] = \log \left[\frac{I_{i_1}(x, y)}{L_{i_1}(x, y)} \right] = \log [I_{i_1}(x, y)] - \log [I_{i_1}(x, y) \times G(x, y)], \quad (2)$$

式中: $I_{i_1}(x, y)$ 表示原始图像; $L_{i_1}(x, y)$ 表示照射图像; $R_{i_1}(x, y)$ 表示反射图像; i_1 表示三个彩色通道 R、G、B。 $G(x, y)$ 表示高斯环绕函数, 表达式为

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}, \quad (3)$$

式中: σ 是 $G(x, y)$ 的尺度参数, 它影响 SSR 算法对图像增强的效果。

MSR^[16] 是对 SSR 的延伸和改善, 是 SSR 多尺度的输出结果的加权平均。与 SSR 相比, MSR 复原出来的图像保留更多的边缘细节, 同时具有更高的保真度和对比度。MSR 的计算公式为

$$r(x, y) = \sum_k^K W_k \{ \log S(x, y) - \log [G_k(x, y) \times S(x, y)] \}, \quad (4)$$

式中: K 表示尺度总数, 当 $K=1$ 时, MSR 算法变为 SSR 算法。为了能较好地保留原图像色调的同时较好地实现动态范围的压缩, W_k 表示三个颜色通道 (R、G、B) 的权重, 通常令 $K=3$, 则有 $W_1=W_2=W_3=\frac{1}{3}$, $G_k(x, y)$ 为第 k 个环绕函数。

3 基于小波变换的图像融合

小波变换是在傅里叶变换的基础上发展而来的

表 1 常见小波函数性能表

Table 1 Performance table of common wavelet function

Wavelet function	Haar	Daubechies	Biorthogonal	Coiflets	Symlets
Form of expression	Haar	dbN	Bior.	coifN	symN
Orthogonality	Yes	Yes	No	Yes	Yes
Double orthogonality	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Tight branch collection of sex	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Filter length	2	2N	Max(2N _r , 2N _d)+2	6N	2N
Symmetry	Dissymmetry	Approximate symmetry	Approximate symmetry	Symmetry	Symmetry

若想得到高质量的融合图像, 选择小波基时必须同时满足正交性、紧支性、对称性、正则性和光滑度等要求, dbN 小波基同时兼备正交性、紧支性、正则性等优点, dbN 小波本身不对称, 但随着 N 的增大, 对称性变得越好, 当 $N=5$ 时, db 小波具有良好的对称性; 小波分解层数对获得高质融合图像也有重要影响, 虽说分解层数越多, 得到的融合图像细节越丰富, 但图像融合过程中信息量的损失也越大, 且小波逆变换也不能将其恢复, 所以选择的小波分解层数不应太高。为了得到较高质量的融合图片,

一种变换算法^[3], 它继承了傅里叶变换的优点并克服了其缺点, 具有多分辨率的特性。它可对信号的频域和时域进行局部化分析, 在处理信号时不会出现信息的丢失和冗余问题, 具有完善的重构能力。利用小波融合算法来处理图像能很好地保留图像细节部分信息, 使图像具有良好的视觉效果。不同的小波基有不同的特性, 在进行图像融合时对不同小波基有不同的选择, 对理想小波基的选择有几个重要标准。1) 正则性: 正则性越好, 函数在频域的能量越集中, 小波光滑程度越高, 恢复出的图像质量越高。2) 对称性: 若小波函数具有对称性, 则该小波对应的滤波器具有线性相位, 处理图像时可得到高质量的边缘部分清晰的重构图像。3) 紧支性和衰减性: 若小波 $\varphi(t)$ 具有紧支性, 则 $\varphi(t)$ 在时间域内趋于无穷时快速衰减, 称 $\varphi(t)$ 是急衰的, 小波函数的衰减越快, 局部化特性越好。4) 消失矩: 在实际应用中, 要求小基波函数满足消失矩条件, 消失矩越大, 小波系数越小, 可更好地实现数据压缩和噪声消除, 消失矩越大, 图像越光滑。5) 滤波长度: 滤波长度越长, 则消耗更多的运算时间, 且会导致恢复出的图片发生失真现象, 所以小波基的滤波长度应适中。不同的小波基因性能不同, 应用在图像融合中产生不同的效果。几种常用小波基的主要性能如表 1 所示。

采用 ‘db5’ 小波基, 小波分解层数为 1。

若用小波变换对彩色图像的 R、G、B 三个分量进行分解与重构, 则三个分量 (R、G、B) 的相关性会使重构的图像容易出现色彩失真的问题。采用小波变换算法对 HSV 空间上的亮度分量 V 进行分解和重构, 不仅能大大减少计算量, 而且能够保持原图像的饱和度分量 S 和色调 H。

Mallat 算法可以通过小波变换实现图像的快速分解与重构^[17-18], 该算法于 1989 年由 Mallat 提出。Mallat 算法利用一维滤波器和二维滤波器来完成图

像的分解与重构。Mallat 的分解公式为

$$\begin{cases} C_{m,n}^{M+1} = f(m,n) \\ C_{m,n}^M = \sum_{k,j} h(k-2m)h(1-2n)C_{k,j}^{K+1} \\ \alpha_{m,n}^M = \sum_{k,j} h(k-2m)g(1-2n)C_{k,j}^{M+1} \\ \beta_{m,n}^M = \sum_{k,j} g(k-2m)h(1-2n)C_{k,j}^{M+1} \\ \gamma_{m,n}^M = \sum_{k,j} g(k-2m)g(1-2n)C_{k,j}^{M+1} \end{cases}, \quad (5)$$

式中： $\{h(k)\}$ 和 $\{g(k)\}$ 分别代表低通滤波器和高通滤波器； $\{C_{m,n}^M\}$ 表示待分解图像 $\{C_{m,n}^{M+1}\}$ 的低频近似分量，尺度为 M ； $\{\alpha_{m,n}^M\}$ 、 $\{\beta_{m,n}^M\}$ 和 $\{\gamma_{m,n}^M\}$ 分别代表图像 $\{C_{m,n}^{M+1}\}$ 在垂直、水平和对角线方向上的高频细节分量。

Mallat 的重构公式为

$$C_{m,n}^{M+1} = \sum_{k,j} C_{k,j}^M h(m-2k)h(n-2l) + \sum_{k,j} \alpha_{k,j}^M h(m-2k)g(n-2l) + \sum_{k,j} \beta_{k,j}^M g(m-2k)h(n-2l) + \sum_{k,j} \gamma_{k,j}^M g(m-2k)g(n-2l). \quad (6)$$

4 所提算法主要步骤

所提算法具体流程如下。

1) 增强用 MSR 算法去雾后的图像

输入的雾天图像出现细节不清晰和颜色偏暗等问题，用 MSR 去雾算法复原降质图像，不仅能使图像边缘清晰，还能保留图像整体细节。因此先用 MSR 算法恢复输入降质的雾天图像，复原出的 RGB 去雾图像如图 2(b)所示。为解决图像整体偏暗的问题，将去雾图像转换到 HSI 颜色空间下，提取并增强分量 I ，再合成增强后的去雾图像，得到对比度提高的彩色去雾图像。令对分量 I 进行增强后的图像为 d ，通道 I 图像为 $h_{si}(i)$ ，实验表明，当 $d = 1.2 \times h_{si}(i)$ 时，图像亮度具有最佳的视觉效果，增强后的去雾图像如图 2(c)所示。



图 2 MSR 去雾结果与 MSR 去雾后亮度增强结果对比图。(a)原图；(b)MSR 去雾图；(c) 增强后的 MSR 去雾图

Fig. 2 Contrast image of MSR defogging results and brightness enhancement results after MSR defogging. (a) Original image; (b) MSR defogging image; (c) MSR defogging image after enhancement

2) 恢复饱和通道 S 和融合亮度分量 V

步骤 1)处理获得的图像可以增强图像信息、提高暗区内的细节，但会出现图像色彩失真现象。HSV 彩色空间的三个通道(色调、饱和度、亮度)相互独立，互不干扰，HSV 空间更符合人类视觉系统对感知客观彩色世界的理解。为了复原出高质量图像，将源图像转换到 HSV 颜色空间，分别对饱和分量 S 进行约束并对亮度分量 V 进行小波融合处理，一般条件下通道 H 不参与雾霾退化过程，因此不对通道 H 做任何处理。具体过程如下。

a) 将输入的源图像由 RGB 彩色空间转换到 HSV 颜色空间^[19]，转换公式为

$$H = \begin{cases} 0^\circ, & Q = q \\ 60^\circ \frac{G-B}{Q-q} + 0^\circ, & Q = R \text{ and } G > B \\ 60^\circ \frac{G-B}{Q-q} + 360^\circ, & Q = R \text{ and } G < B \\ 60^\circ \frac{G-B}{Q-q} + 120^\circ, & Q = G \\ 60^\circ \frac{G-B}{Q-q} + 240^\circ, & Q = B \end{cases}, \quad (7)$$

$$S = \begin{cases} 0, & Q = 0 \\ \frac{Q-q}{Q}, & Q \neq 0 \end{cases}, \quad (8)$$

$$V = Q, \quad (9)$$

式中： Q 和 q 分别代表三个通道的最大值和最小值。

b) 通道 S 使用图像复原的传统算法进行恢复，根据(8)式，结合大气散射模型，可得

$$S(x) = \{1 - [1 - t(x)]A/M(x)\} \times S_0(x), \quad (10)$$

$$B = A[1 - t(x)], \quad (11)$$

式中： B 为大气光幕，采用文献[20]中的算法进行估

计。为防止去雾后图像出现过饱和等现象,引入修正因子 P 对最终的饱和度通道 S 进行约束,去雾后图像的饱和程度与 V 值成正相关。

$$P = 0.75 \times V, \quad (12)$$

$$S' = S \times (1 - P \times B/V), \quad (13)$$

式中: S' 为约束后的饱和通道。实验证明:当 P 值取(12)式时,实验效果最好;当 S' 取(13)式时,融合图像色彩自然,不会出现过饱和现象。

c) 为了得到细节和轮廓都清晰的图片,用小波变换对亮度分量 V 进行小波融合^[21]。将雾天图像和步骤 1)处理得到的图像分别转换到 HSV 彩色空间下,提取两张图片的亮度分量 V_1 和 V_2 ,如图 3(a)和(b)所示。并用小波变换对两个 V 分量进行分解和重构,得到融合亮度分量 V' ,如图 3(c)所示。通过对比发现,小波变换能很好地将亮度分量 V_1 和 V_2 的图像信息融合在一起,得到的 V' 图像轮廓更清晰,细节更丰富突出。

近似分量的融合规则:对待融合图像进行小波分解,获取低频近似分量 $L_A(x, y)$ 和 $L_B(x, y)$,低频近似部分反映图像的背景信息,近似分量采用加权平均^[22]的融合规则,可表示为

$L_F(x, y) = \alpha_1 L_A(x, y) + \alpha_2 L_B(x, y)$, (14)
 式中: α_1 和 α_2 均为加权系数,且有 $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$,因为待融合的图像 V_1 和 V_2 信息差距较小,为了能提高融合效率,取 $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.5$ 。



图 3 亮度分量 V_1 、 V_2 及融合分量 V' 对比图。(a)亮度分量 V_1 ; (b)亮度分量 V_2 ; (c)融合亮度分量 V'

Fig. 3 Contrast images of luminance component V_1 , V_2 and fusion component V' . (a) Luminance component V_1 ; (b) luminance component V_2 ; (c) fusion luminance component V'

细节分量的融合规则:高频细节部分反映图像的轮廓和边缘信息,各细节分量采用基于区域特性量测的融合规则,首先通过小波变换提取图像高频分量,并计算其区域能量和匹配度,令 $D_{K,j}^i(x, y)$ 为图像 K 的高频系数矩阵, j 为尺度参数, i 为水平、垂直和对角高频分量位置。中心区域能量的表达式为

$$E_{K,j}^i(x, y) = \sum_{m \in M, n \in N} [D_{K,j}^i(x + m, y + n)]^2, \quad (15)$$

式中: $M \times N$ 一般为 3×3 或 5×5 窗口大小。

匹配度和区域中值计算公式分别为

$$M_{\text{math},j}^i(x, y) = \sum_{m \in M, n \in N} 2 \frac{D_{A,j}^i(x + m, y + n) D_{B,j}^i(x + m, y + n)}{E_{A,j}^i(x, y) + E_{B,j}^i(x, y)}, \quad (16)$$

$$M_{\text{MED},K,j}^i(x, y) = \sum_{m \in M, n \in N} \frac{D_{K,j}^i(x + m, y + n)}{M \times N}. \quad (17)$$

设置匹配阈值 T (一般取 $0.5 \sim 1$, 这里 $T = 0.7$), 若匹配度小于阈值, 说明待融合图像对应局部区域能量相差不大, 采用中值平均准则:

$$F_j^i = \frac{M_{\text{MED},A,j}^i(x, y) + M_{\text{MED},B,j}^i(x, y)}{2}. \quad (18)$$

若匹配度小于阈值, 说明两幅图像对应局部能量相差较大, 因此采用区域特征最大准则:

$$F_j^i(x, y) = \begin{cases} D_{A,j}^i(x, y), & E_{A,j}^i(x, y) \geq E_{B,j}^i(x, y) \\ D_{B,j}^i(x, y), & E_{A,j}^i(x, y) \leq E_{B,j}^i(x, y) \end{cases}. \quad (19)$$

经小波变换融合得到的图像分辨率高, 边缘轮廓和线条等细节信息清晰, 人眼对图像细节信息的识别较为敏感, 因此得到的融合图像比较符合人类视觉效果。

3) 合成去雾图像

将步骤 2) 提取到的原图像的分量 H 、恢复的饱

和度 S' 和融合分量 V' 合成彩色图像, 再将图像从 HSV 颜色空间转换到 RGB 颜色空间, 得到去雾后图像, 如图 4(b) 所示。

4) 阈值设置

通过观察图 4(b) 发现, 对于雾浓度相对较大的雾天图像, 仅对图像进行一次融合去雾处理, 恢复出

的图像去雾不够彻底,实验表明,若对浓雾图像进行二次融合去雾处理,复原效果更佳。由于所提 MSR 结合小波融合算法主要通过增强图像信息从而达到去雾效果,实验发现,对于颜色过于偏暗(整体的像素点偏低)的图像,第一次融合得到的复原图片去雾效果较佳,若进行二次融合,则恢复出的图片整体偏暗;对于颜色过于偏亮(整体的像素点偏高)的图像,第一次融合恢复出的图片效果也较好,但进行二次融合后得到的图像容易发生色彩失真的现象。因此需设置阈值,来判断图像是否需要二次融合。对阈值的设置:提取步骤 3) 得到的去雾图像的最高像素点,并令其为 w ,判断当 $w < 0.2$ 或 $w > 0.75$ 时,不再进行二次融合去雾,以步骤 3) 合成的去雾图像作为最终去雾图像;当 $0.2 \leq w \leq 0.75$ 时,对步骤 3) 得到的去雾图像进行二次融合去雾。

5) 二次融合去雾

第二次融合去雾的原理和步骤 2)~4) 相同,简

要过程如下。

a) 将步骤 3) 得到的去雾图像(RGB 图像)转换到 HSV 颜色空间,并提取三个分量 H 、 S 、 V ,并对饱和度 S 和亮度 V 分别进行处理。

b) 为防止二次融合图像色彩失真,对饱和度 S 进行约束处理,令 $h_{sv}(s)$ 为步骤 5) 中分步 a) 中提取的饱和分量 S , S_2 为约束后的饱和度,实验证明,当 S_2 满足 $S_2 = h_{sv}(s)/0.75$ 时,二次融合色彩饱和度最好。

c) 对步骤 1) 中增强的 MSR 去雾图像的数值分量 V_2 和步骤 3) 中得到的融合图像 V' 进行小波融合处理,融合规则与步骤 2) 一致,得到融合数值分量 V'' 。

d) 将步骤 5) 中分步 a)~c) 处理得到的色调 H 、约束饱和度 S_2 和融合数值分量 V'' 合成 HSV 彩色图像,再将图像从 HSV 颜色空间转换到 RGB 颜色空间,得到第二次融合后的去雾图像,如图 4(c) 所示。



图 4 一次融合去雾与二次融合去雾对比图。(a)原图;(b)第一次融合去雾图;(c)二次融合去雾图

Fig. 4 Contrast images of primary fusion and secondary fusion. (a) Original image; (b) first fusion of the defogging image; (c) second fusion of the defogging image

所提算法的总流程如图 5 所示。

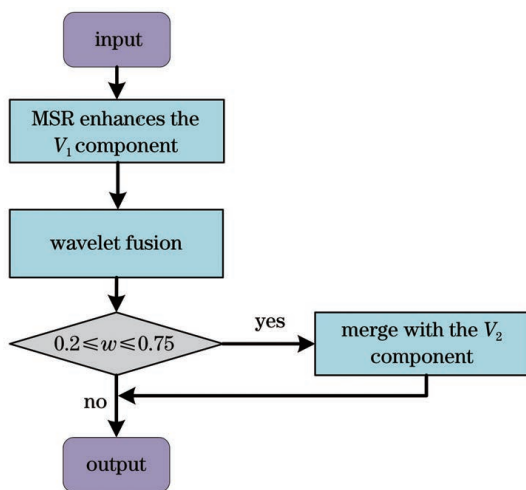


图 5 所提算法总流程

Fig. 5 General flow chart of the proposed algorithm

5 实验结果分析

所有实验均采用 Matlab(R2018a)进行仿真,计算机配置为 Intel(R)Core(TM)i7-5500U CPU @ 2.40 GHz, 8 G 内存,在 Windows10 系统下实现,将所提算法与比较具有代表性的算法进行实验对比,从主观角度和客观角度对各算法的去雾效果进行分析,来验证所提算法的可行性和有效性。

5.1 主观分析

选取景深变化程度、雾浓度大小、天空和白色景物面积都不相同的不同场景下的有雾图像,分别用文献[10]、[13]、[14]、[7]的去雾算法和所提算法进行去雾恢复,各自复原视觉效果对比如图 6 所示。

图 6(a)为原始雾天图像。图 6(b)为文献[10]中算法复原的效果图,该算法恢复的图像保留有不



图 6 实验结果对比图。(a)原图;(b)文献[10]中算法;(c)文献[13]中算法;(d)文献[14]中算法;(e)文献[7]中算法;(f)所提算法

Fig. 6 Comparison of experimental results. (a) Original image; (b) algorithm in Ref. [10]; (c) algorithm in Ref. [13]; (d) algorithm in Ref. [14]; (e) algorithm in Ref. [7]; (f) proposed algorithm

同程度的残雾,出现 halo 效应、边缘不清晰和细节丢失等现象,并且该算法对非大气散射模型和天空区域失效。图 6(c)为文献[13]中算法的复原效果图,该算法对浓雾图像复原效果较差,复原出的图像边缘不清晰,且对细节部分处理不明显。图 6(d)为文献[14]中算法的去雾效果图,通过对比发现,该算法能很好地还原非天空区域的图片,但在天空区域出现严重偏色、失真等现象。图 6(e)为文献[7]中基于机器学习的端到端去雾算法的效果图,通过对比可发现,该算法可较好地恢复出清晰的图片,但仍存在局部区域偏暗和去雾不够彻底的现象。图 6(f)为所提算法复原的效果图,其中前三张图像

为二次融合处理得到的复原效果图,后三张为一次融合处理得到的复原效果图。与其他算法比较,所提算法恢复出的图像边缘清晰、色彩自然、细节丰富、对比度好,具有一定优势。

5.2 客观分析

采用 Hautière 等^[23]提出的基于可见边梯度的算法对复原图像进行质量评估。其中主要的评价指标为:通用图像质量指标 UQI、可视度 IVM、平均梯度 r 和可见边 e ,通过对比来评价各个去雾算法的去雾效果。UQI 是高质量图像的评价指标,UQI 越大,图像质量越好;IVM 是一种基于边缘图像可见度的测量算法,IVM 值越大,图像复原效果

越好; r 使用图像的增强程度梯度表示图像边缘的恢复程度和纹理信息, r 值越大, 图像的边缘保持性越好; e 通过增加可见边缘的数量来增加图形的可见度, e 越大, 可见度改善效果越好。实验结果对比如图 7 所示。通过对比发现, 与其他算

法相比, 所提算法在可视度、平均梯度和可见边都取得了良好的结果, 相对较高的通用图像质量指标值表明, 所提算法恢复出的图像质量较好。综上所述, 所提算法具有实用价值和一定的优越性。

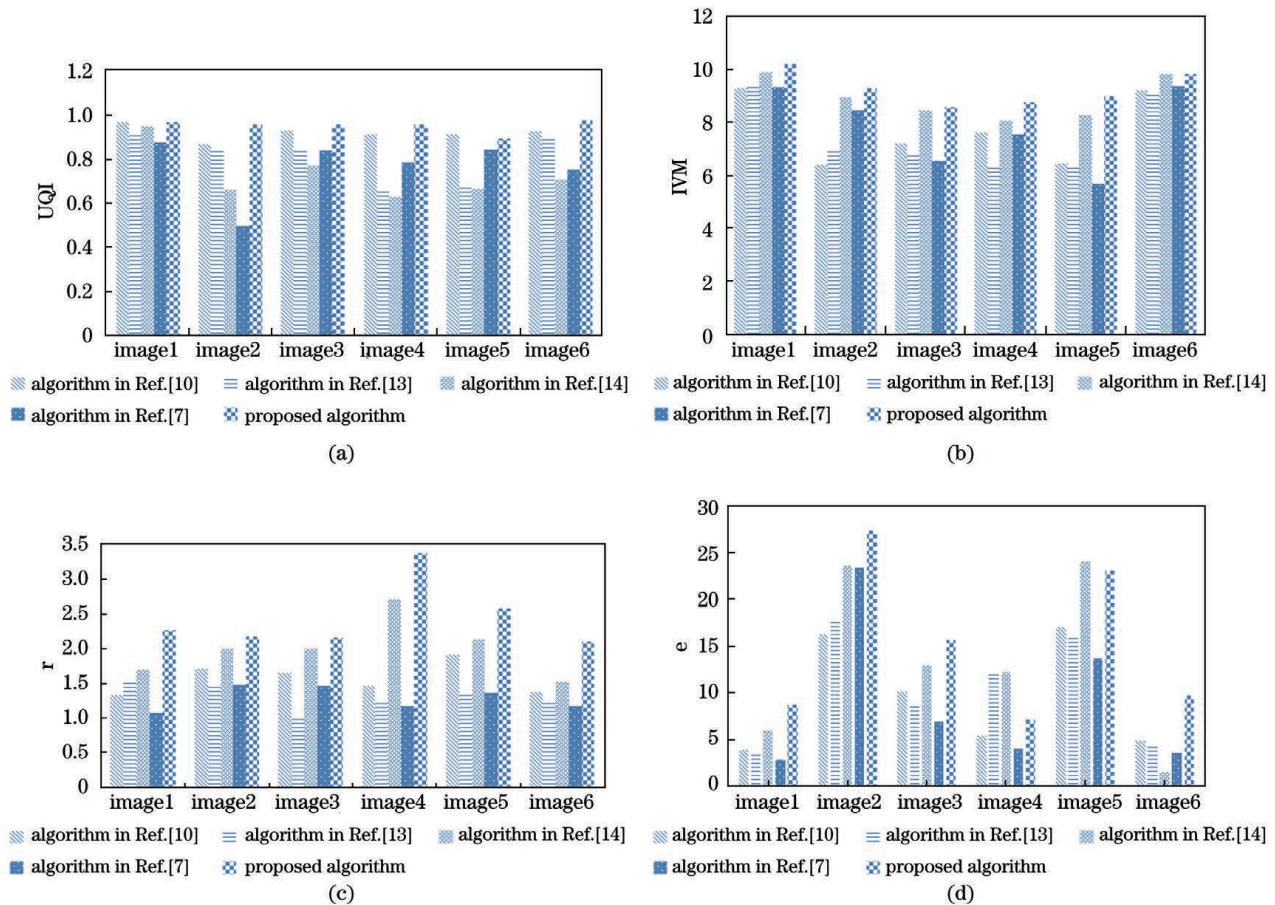


图 7 客观评价结果

Fig. 7 Objective evaluation results

6 结 论

针对在有雾天气下采集到的雾天图像降质的问题, 提出一种基于小波变换的迭代融合图像去雾算法。先通过 MSR 算法对源图像去雾, 再用小波变换与源图像做融合处理, 这种算法可增强图像暗区, 并且不会造成细节丢失, 同时保留了更多图像信息。针对雾气浓度较高的图像, 对第一次融合去雾图像和 MSR 去雾图像进行二次加权融合, 调整权重, 得到最佳色阶。实验结果表明, 所提算法恢复出的图像景物清晰、对比度高、雾气消除效果好, 具有较好的视觉效果。

参 考 文 献

[1] Land E H, McCann J J. Lightness and retinex theory

[J]. Journal of the Optical Society of America, 1971, 61(1): 1-11.

[2] Kim J H, Jang W D, Sim J Y, et al. Optimized contrast enhancement for real-time image and video dehazing [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2013, 24(3): 410-425.

[3] Zhan B C, Wu Y Q. Infrared image enhancement based on wavelet transformation and retinex [C]//2010 Second International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics, August 26-28, 2010, Nanjing, Jiangsu, China. New York: IEEE Press, 2010: 313-316.

[4] Li H Y, Yun L J, Gao Y. Fog image enhancement algorithm based on boundary-limited weighted least squares filtering [J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(3): 0309002.

李红云, 云利军, 高银. 基于边界限制加权最小二乘

- 法滤波的雾天图像增强算法[J]. 中国激光, 2019, 46(3): 0309002.
- [5] Dong Y F, Yang Y, Cao B T. Single image in-depth dehazing algorithm based on optimization of guided image[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(1): 268-272, 277.
董宇飞, 杨燕, 曹碧婷. 基于导向图优化的单幅图像深度去雾算法[J]. 计算机应用, 2017, 37(1): 268-272, 277.
- [6] Zhou L, Bi D Y, He L Y. Single color image dehazing using variational partial differential equation [J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(5): 1466-1473.
周理, 毕笃彦, 何林远. 融合变分偏微分方程的单幅彩色图像去雾[J]. 光学精密工程, 2015, 23(5): 1466-1473.
- [7] 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.
- [8] Ren W Q, Liu S, Zhang H, et al. Single image dehazing via multi-scale convolutional neural networks[M] //Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. Computer vision-ECCV 2016. Lecture notes in computer science. Springer: Cham, 2016, 9906: 154-169.
- [9] Chen Y, Guo H G, Ai Y P. Single image dehazing of multiscale deep-learning based on dual-domain decomposition[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(2): 0210003.
陈永, 郭红光, 艾亚鹏. 基于双域分解的多尺度深度学习单幅图像去雾[J]. 光学学报, 2020, 40(2): 0210003.
- [10] 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.
- [11] Tan R T. Visibility in bad weather from a single image [C] // 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2008, Anchorage, AK, USA. New York: IEEE Press, 2008.
- [12] Fattal R. Single image dehazing [J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 721-729.
- [13] 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.
- [14] Meng G F, Wang Y, Duan J Y, et al. Efficient image dehazing with boundary constraint and contextual regularization[C]//2013 IEEE International Conference on Computer Vision, December 1-8, 2013, Sydney, NSW, Australia. New York: IEEE Press, 2013: 617-624.
- [15] 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.
- [16] Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. A multiscale Retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(7): 965-976.
- [17] Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674-693.
- [18] Mallat S G. Multifrequency channel decompositions of images and wavelet models[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1989, 37(12): 2091-2110.
- [19] Wan Y, Chen Q Q. Joint image dehazing and contrast enhancement using the HSV color space [C]//2015 Visual Communications and Image Processing (VCIP), December 13-16, 2015, Singapore. New York: IEEE Press, 2015.
- [20] Sun W, Wang H, Sun C H, et al. Fast single image haze removal via local atmospheric light veil estimation[J]. Computers & Electrical Engineering, 2015, 46: 371-383.
- [21] Tao G Q, Li D P, Lu G H. On image fusion based on different fusion rules of wavelet transform [J]. Acta Photonica Sinica, 2004, 33(2): 221-224.
陶观群, 李大鹏, 陆光华. 基于小波变换的不同融合规则的图像融合研究[J]. 光子学报, 2004, 33(2): 221-224.
- [22] Mei K, Liu X Q, Mu C, et al. Fast defogging algorithm based on adaptive exponentially weighted moving average filtering [J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(1): 0109001.
梅康, 刘小勤, 沐超, 等. 基于自适应指数加权移动平均滤波的快速去雾算法[J]. 中国激光, 2020, 47(1): 0109001.
- [23] Hautière N, Tarel J P, Aubert D, et al. Blind contrast enhancement assessment by gradient ratioing at visible edges[J]. Image Analysis & Stereology, 2011, 27(2): 87-95.