

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)08-1359-10

论文索引信息: 张新龙, 汪荣贵, 张璇, 朱静. 雾天图像增强计算模型及算法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(8): 1359-1368

雾天图像增强计算模型及算法

张新龙, 汪荣贵, 张璇, 朱静

(合肥工业大学计算机与信息学院, 合肥 230009)

摘要: 针对雾天图像退化程度与景深呈非线性关系的特点, 提出一种自适应 Retinex 雾天图像增强算法, 根据图像像素点所处的人类视觉区域反映出的雾的厚薄程度自动调整算法的参数取值。在此基础上, 构建一种新的图像增强计算模型, 将自适应 Retinex 增强算法与 CLAHE 增强算法的增强结果自适应地加权融合, 使得增强结果能够同时保持色彩恒常性和亮度恒常性, 实现对雾天图像的清晰化。主观观测和客观评价表明, 本文方法比 HE 和 MSR 算法在雾天图像细节增强及色彩保持方面具有更好的效果。

关键词: 雾天图像增强; Retinex 算法; CLAHE 算法; 色彩恒常性; 亮度恒常性

Calculation model and algorithm in foggy image enhancement

Zhang Xinlong, Wang Ronggui, Zhang Xuan, Zhu Jing

(School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009 China)

Abstract: The degradation of foggy images is non-linear with the depth of field, a new adaptive Retinex algorithm in foggy image enhancement is proposed. The algorithm adjusts the parameters of Retinex automatically according to the strong degree of fog reflected by the features of cumulative distribution function. A new calculation model of image enhancement is built based on this. The model combines the results enhanced by adaptive Retinex algorithm and CLAHE algorithm with different weights adaptively, makes enhanced images be able to keep both color constancy and luminance constancy, and make foggy images clear. Subjective observation and objective evaluation show that, the proposed method is more effective than HE and MSR algorithms both in details enhancement and color preserving.

Keywords: foggy image enhancement; Retinex algorithm; CLAHE algorithm; color constancy; illumination constancy

0 引言

雾天条件下获取的户外图像对比度差, 对智能交通系统、视觉监控系统的可靠性造成很大的影响。图像复原方法通常需要提供或计算出精确的场景深度数据用于建立退化模型, 难以用于场景经常变化的场合。因此, 本文从图像增强的角度研究雾天图

像的清晰化方法。

图像增强是指有目的地强调图像的整体或局部的像素取值特性, 以改善图像的视觉效果或满足特殊分析的需要。雾天图像不清晰的原因是原本较低的像素值被提高、原本较高的像素值被降低, 导致对比度发生退化, 而且退化程度跟场景深度呈非线性关系。因此, 对雾天图像增强需要着重考虑到针对图像不同的景深区域采用

收稿日期: 2010-06-13; 修回日期: 2010-10-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(60705015); 国家自然科学基金项目(61075032); 安徽省自然科学基金项目(070412054)。

第一作者简介: 张新龙, (1987—), 男。合肥工业大学计算机应用技术专业硕士研究生, 主要从事视频图像处理、计算机视觉等研究。E-mail: philip03305@163.com。

不同的增强策略。目前,关于雾天图像主要使用自适应直方图均衡化(AHE)算法或 Retinex 算法进行增强。

AHE 算法的基本思想是将直方图均衡化运算分散到图像的所有局部区域。罗颖昕深入研究了局部直方图均衡化、部分重叠直方图均衡化算法、插值直方图均衡化算法等在雾天图像增强中的应用^[1];祝培等人提出一种基于天空自动分割的雾天图像增强方法^[2],抑制天空噪声对算法的影响。

Retinex 算法^[3-7]是图像增强的新方法,基本思路是首先将待增强图像看成是由入射分量和反射分量组成,然后采用某种途径计算出反射分量,实现对图像的增强。Rahman 等人率先研究使用 Retinex 算法做雾天图像增强^[3];芮义斌等人使用 Retinex 算法对薄尘雾图像进行增强^[4],并讨论算法参数的选择问题;陈雾研究了随机路径 Retinex 算法、多尺度 Retinex 算法^[5](MSR)在雾天图像增强中的应用^[6];王大雷将 Retinex 算法与直方图均衡化算法进行串接来增强雾天图像^[7]。现有的研究成果表明,MSR 算法是 Retinex 算法中增强效果较好的一种,该算法通过高斯滤波估计入射分量,对多个单尺度 Retinex 算法(SSR)进行线性加权来提高增强效果。

人眼对亮度和色彩有很强的调节和适应能力,其主要原因在于人眼同时具有亮度恒常性和色彩恒常性^[8]。人眼就像是一个性能良好的照相机,能够正确、恰当地曝光,这就是亮度恒常性;能够在任何强度的光照下记录物体的真实颜色,这就是色彩恒常性。

亮度恒常性使得我们对场景的感觉总是趋向灰度中值,相当于围绕直方图中值的一系列的分布(如 8 bit 图像中的 128)。直方图均衡化算法通过调整图像的直方图分布,使调整后的分布以亮度中值为中心均匀地分布在整个动态范围来模拟亮度恒常性机制,具有很强的增强细节能力。然而,直方图均衡化算法未充分考虑色彩恒常性,当 3 个彩色通道都趋向中值时,全局的彩色特征会产生一定程度的偏离,降低了色彩保真度。

色彩恒常性使得我们对场景中物体颜色的辨别不随光照条件的变化而改变。Retinex 算法以色彩恒常性机制为基础,认为物体的表色由物体表面的反射性质决定,而与场景中的入射光信息的关系不大,将待增强图像看成由入射分量和

反射分量组成,然后去除入射分量计算出反射分量,将反射分量作为最终的增强图像,其增强后图像的色彩具有较好的保真度。然而,Retinex 算法未充分考虑亮度恒常性,增强过程中未考虑增强后的图像趋于亮度中值,在细节恢复方面不够理想。

显然,直方图均衡化算法和 Retinex 算法有很好的互补性。在此基础上,本文提出一种能够同时具备保持亮度恒常性和色彩恒常性的图像增强新算法。首先,针对雾天图像退化程度与景深呈非线性关系的特点,以及 MSR 算法的参数选择没有考虑图像景深信息的局限性,提出一种新的自适应 Retinex 雾天图像增强算法。根据图像像素所属视觉区域反映出的雾的厚薄程度自动调整 Retinex 的参数取值,以更准确地计算出不同景深处的入射分量。然后,将待增强的雾天图像划分为若干子块,对每个子块做对比度限制 AHE(CLAHE)算法和自适应 Retinex 增强算法处理,并使用面积比例因子来抑制分块带来的块状效应。最后,基于同时保持亮度恒常性和色彩恒常性的考虑,用 Kullback-Leibler(K-L)距离^[9]分别评估 CLAHE 算法和自适应 Retinex 增强算法这两种算法处理后图像各通道像素分布的合理性,进一步由 K-L 距离值计算出权值,该权值能使得两种算法的增强结果更趋近于合理的分布(亮度更高,色彩更丰富),由该权值对两者增强结果进行自适应加权融合,得到增强后的图像,实现对雾天图像的清晰化。

1 CLAHE 算法与 MSR 算法

CLAHE 算法限制每个灰度级可以拥有的最大像素数目,并重新分配超过最大数目的像素,以实现图像增强的同时抑制噪声。CLAHE 算法首先把图像划分为若干子块,然后对每个子块进行直方图均衡化,并使用双线性插值的方法抑制子块之间的边界效应,如图 1 所示。

图 1 中的白点的输出值受它周围子块的灰度分布影响。 A, B, C, D 4 点分别是白点周围 4 个相关子块的中心,每个子块的映射函数(g_A, g_B, g_C, g_D)均为该子块直方图均衡化的累积分布函数。设白点的坐标为 (i, j) ,则白点新的亮度为周围相关子块各自的映射进行双线性插值得到,即

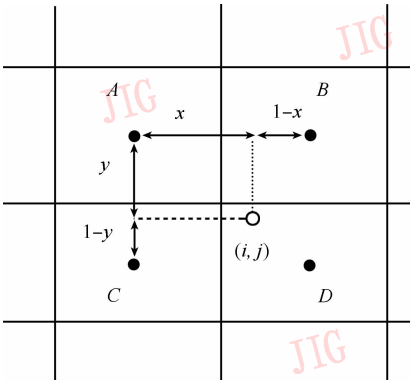


图1 CLAHE算法

Fig. 1 CLAHE algorithm

$$\tilde{L}(i, j) = (1 - y) \cdot ((1 - x)g_A(i, j) + xg_B(i, j)) + y((1 - x)g_C(i, j) + xg_D(i, j)) \quad (1)$$

式中, x 和 y 是各点相对于 A 的归一化距离。

Retinex 算法把图像看成是由入射分量和反射分量两部分组成,通过像素之间的亮度比较得到入射分量,从而进一步得到反射分量,还原物体的本来面貌,实现对图像的增强。首先将图像 $I(x, y)$ 定义成入射分量 $S(x, y)$ 和反射分量 $R(x, y)$ 的乘积,即

$$I(i, j) = S(i, j) \cdot R(i, j)$$

在对数域中对 $S(x, y)$ 进行高斯滤波,得到入射分量的照度估计 $I_{\text{low}}(x, y)$,如式(2)所示

$$I_{\text{low}}(i, j) = I(i, j) * F(i, j) \quad (2)$$

$F(x, y)$ 为如下高斯函数

$$F(i, j) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{i^2 + j^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

进而得到增强后的反射分量

$$R'(i, j) = I(i, j) / I_{\text{low}}(i, j)$$

式(3)中高斯模板的标准差 σ 为尺度参数。 σ 的大小决定了入射分量的计算结果,进而决定了增强效果。当 σ 取值较大时,高斯模板较大,卷积后计算出来的入射分量也较平滑,表现为颜色保真能力好,但是细节增强效果较差;反之, σ 取值较小时,高斯模板较小,卷积后的入射分量相对崎岖,突出了图像的细节,颜色保真效果较差。

因此,MSR 算法取不同尺度 σ 进行线性加权:

$$R(i, j) = \sum_{i=1}^k w_i \{ \log I(i, j) - \log [I(i, j) * F_i(i, j)] \}$$

式中 k 为尺度参数 σ 的个数, $w_i, i=1, 2, 3$ 为权值, $F_i(i, j)$ 表示参数为 σ_i 的高斯函数。

2 本文算法

2.1 基于 HVS 的人类视觉区域划分

Jourlin 和 Pinoli^[10-11]提出的基于人类视觉模型(HVS)的对数图像处理模型被称为经典 LIP 数学模型。在 LIP 模型中,用灰色调函数来表示图像的程度。从人类视觉模型出发,在欧几里得空间 R_i^2 中,灰色调函数 $f(x, y)$ 被视为

$$f(x, y) = M \left(1 - \frac{L(x, y)}{L_{\text{max}}} \right)$$

$L(x, y)$ 表示入射光强度, L_{max} 是光强饱和值,是人类视觉的极值,当光强超过光强度饱和值以后,人眼就感觉不到光强的变化了。对于一般的8位存储图像,灰色调函数简化为 $f(x, y) = 255 - L(x, y)$,这里的 $L(x, y)$ 为原图像的灰度值。

在最初的 LIP 模型中,设 f 和 g 是两个灰色调函数,定义以下运算

$$f(x, y) \oplus g(x, y) = f(x, y) + g(x, y) - \frac{f(x, y)g(x, y)}{M}$$

$$\alpha \otimes f(x, y) = M - M \left(1 - \frac{f(x, y)}{M} \right)^\alpha$$

后来又给出了灰色调函数取反的定义 $\Theta f(x, y) = -M \frac{f(x, y)}{M - f(x, y)}$,并定义两个灰色调函数的 Θ 运算

$$f(x, y) \Theta g(x, y) = M \frac{f(x, y) - g(x, y)}{M - g(x, y)}$$

进行特殊 \otimes 和 \oplus 运算的灰色调函数在一起组成了一个向量空间 E ,在 Jourlin 和 Pinoli 的理论灰色调向量空间 E 与实数空间同构,经过一种变换 φ ,实数空间的运算同样适用灰色调空间,该变换为

$$\varphi(f) = -M \ln \left(1 - \frac{f}{M} \right)$$

$$\bar{f} = \varphi(f)$$

经过变换的灰色调函数用 \bar{f} 来表示,这里的 \bar{f} 已经是一个实数域中的实数,同构空间的逆变换式为

$$\varphi^{-1}(\bar{f}) = M \left(1 - \exp \left(-\frac{\bar{f}}{M} \right) \right)$$

由于式中包含对数运算,将该模型定义为对数图像处理(LIP)。Panetta 等人引入带参数的 LIP 模型 PLIP^[12],计算出 LIP 模型最佳形式的计算模型为

$$f(x,y) \oplus g(x,y) = f(x,y) + g(x,y) - \frac{f(x,y)g(x,y)}{1\ 026} f(x,y) \ominus g(x,y) = 1\ 026 \frac{f(x,y) - g(x,y)}{1\ 026 - g(x,y)}$$

$$\alpha \otimes f(x,y) = 1\ 026 - 1\ 026 \left(1 - \frac{f(x,y)}{1\ 026} \right)^\alpha$$

本文采用 Panetta 的带参数的 LIP 模型 PLIP 对待增强图像进行区域划分。根据心理学中的韦伯-费希纳定律 $\Delta I/I = K$, I 表示刺激的强度, ΔI 代表刺激的恰变差异 (J. N. D.), K 为常数, 也叫做韦伯分数。在图 2 中曲线的斜率为 1/2, 也就是韦伯分数为 1/2 的区域叫做德弗里斯区域, 是低照度区域; 斜率为 1 的区域是著名的韦伯区域, 是中照度区域; 而由于韦伯定律只适合刺激强度不是很大的情况下, 高照度区域受刺激饱和的影响, 定义为饱和区域; 最后剩下的区域就是低对比度区域, 在这个区域中人眼几乎感觉不到照度的变化。如图 2 中的 4 个区域所示。

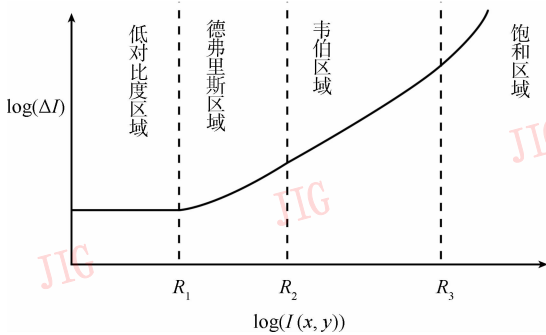


图 2 人类视觉的 4 个区域

Fig. 2 Four areas in human visual

使用背景强度和梯度信息对图像进行 2 维分解^[13-14], 通过图像背景强度和灰度值的跳变率, 将图像中各个像素分别归入不同的区域中^[12], 这里的背景强度 $I(x,y)$ 通过计算邻域像素的加权均值得到

$$I(x,y) = m \otimes \left[m \otimes \left(\frac{m}{2} \otimes \sum_{\mathbf{L}} f(x,y) \right) \oplus \frac{n}{2} \otimes \sum_{\mathbf{L}'} f(x,y) \right] \oplus f(x,y) \quad (4)$$

式中, m, n 是权值, \mathbf{L} 表示待处理的像素上下左右方向的 4 个邻域像素组成的集合, \mathbf{L}' 表示待处理像素对角线上的邻域像素组成的集合。可使用梯度模板等边缘检测算法计算出图像像素值的梯度 $G(x,y)$, 作为图像的信息跳变率。还需要定义图像像素的最

大差别值

$$d_i = \max(f(x,y)) \ominus \min(f(x,y))$$

根据背景强度的阈值 I_i 和梯度的阈值 $G_i, i=1, 2, 3$, 对图像进行区域划分

$$I_1 = ad_1, \quad I_2 = bd_1, \quad I_3 = cd_1$$

$$G_1 = 0.01\beta \max \left(\frac{G(x,y)}{I(x,y)} \right),$$

$$G_2 = G_1 / \sqrt{I_2}, \quad G_3 = \frac{G_1}{I_3}$$

在德弗里斯区域中的像素, 满足 $I_2 \geq I(x,y) \geq I_1$, 并且 $\frac{G(x,y)}{I(x,y)} \geq G_2$;

在韦伯区域中的像素, 满足 $I_3 \geq I(x,y) \geq I_2$, 并且 $\frac{G(x,y)}{I(x,y)} \geq G_1$;

在饱和区域中的像素, 满足 $I(x,y) \geq I_3$, 并且 $\frac{G(x,y)}{I(x,y)^2} \geq G_3$;

剩下的像素归并到低对比度区域中, 这样完成了对图像各个区域的划分。将图像划分为不同的视觉区域之后, 对每个区域内的像素增强本文采用以下策略: 先将原图分解为不同的子块, 同一子块内像素值特征一般较接近, 因此, 对每一个子块分别统计出属于不同视觉区域的像素数目, 若某个区域内像素数目最多, 则将该子块看成是相应区域子块, 对子块整体选取适合该子块的尺度参数。这种策略既体现了针对性, 又能较大程度提高算法速度。

2.2 自适应选择尺度参数

MSR 算法在滤波器的设计上没有考虑到景深的差异对雾的厚薄产生的影响, 为此, 提出一种新的自适应 Retinex 增强算法, 根据图像所处的人类视觉区域所反映出的雾的厚薄程度自动调整参数取值, 以更准确地计算出不同景深处的入射分量。具体地说, 浓雾条件下图像由于雾化情况严重, 整体呈灰白色, 亮度均值较高, 像素往往集中在饱和区域; 同理, 中雾和薄雾的像素往往集中在韦伯区域和德弗里斯区域。即人类视觉的 4 个区域除低照度区域外, 德弗里斯区域、韦伯区域、饱和区域分别对应薄雾、中雾、浓雾 3 种雾的厚薄程度, 因此可针对 3 种区域选择适合该区域的尺度参数。

算法基本思路如下: 首先, 将待增强图像划分为若干子块, 分别计算子块中处于不同的人类视觉区域的像素个数; 然后比较各子块内落在不同区域的像素个数, 进而判定子块属于浓雾区、中雾区或薄雾

区,由此进一步自动计算出适合该子块雾型的尺度参数;最后采用基于面积比例因子的块信息融合策略来融合不同尺度的处理结果,并避免块状效应。具体过程如下。

将待增强图像划分为若干子块,设当前处理的子块 $B = \{B(i, j)\}$, 根据式(4)计算出子块每个像素 $B(i, j)$ 的背景强度 $I(x, y)$, 根据梯度公式求出其梯度 $G(x, y)$, 进而确定其所属的视觉区域。统计 4 个区域内的像素个数, 若德弗里斯区域中像素最多, 则当前子块为薄雾区; 若韦伯区域中像素最多, 则为中雾区; 若饱和区域中像素最多, 则为浓雾区。

由第 2 节介绍可知, 当尺度参数 σ 取值较大时, 颜色保真能力好, 细节增强效果较差; 反之, 细节增强能力好, 颜色保真效果较差。对浓雾子块应该选取较小的尺度参数, 更好地增强细节; 对薄雾子块选取较大的参数, 更好地保真颜色; 对中雾子块两者折中。下面介绍对不同种类子块自适应计算尺度参数的方法。

子块为薄雾子块, 其尺度参数选取公式如下

$$\sigma_1 = D_1 + W_{n1} \cdot \text{abs}(I(x, y) - I_1) + W_{G1} \cdot \text{abs}(G(x, y) - G_2 \cdot \sqrt{I(x, y)})$$

式中

$$W_{n1} = \alpha \cdot \log(I(x, y)/I_1)$$

$$W_{G1} = \beta \cdot \log(G(x, y)/(G_2 \cdot \sqrt{I(x, y)}))$$

子块为中雾子块, 其尺度参数选取公式如下

$$\sigma_2 = D_2 + W_{n2} \cdot \text{abs}(I(x, y) - I_2) + W_{G2} \cdot \text{abs}(G(x, y) - G_1 \cdot I(x, y))$$

式中

$$W_{n2} = \alpha \cdot \log(I(x, y)/I_2)$$

$$W_{G2} = \beta \cdot \log(G(x, y)/(G_1 \cdot I(x, y)))$$

子块为浓雾子块, 其尺度参数选取公式如下

$$\sigma_3 = D_3 + W_{n3} \cdot \text{abs}(I(x, y) - I_3) + W_{G3} \cdot \text{abs}(G(x, y) - G_3 \cdot I(x, y)^2)$$

式中

$$W_{n3} = \alpha \cdot \log(I(x, y)/I_3)$$

$$W_{G3} = \beta \cdot \log(G(x, y)/(G_3 \cdot I(x, y)^2))$$

以上各式中 \log 为取对数; D_1, D_2, D_3 为基准尺度参数, 最终得到的尺度参数取值在基准尺度参数附近波动, 本文算法分别取 $D_1 = 55, D_2 = 36, D_3 = 23; I(x, y)$ 为背景强度, $G(x, y)$ 为梯度; W_{ni} 和 $W_{Gi}, i = 1, 2, 3$, 是由当前子块的背景强度和梯度得到的权值, 通过调节 α 和 β 的值来调节背景强度和

梯度对 σ_i 的影响, α, β 值越大对 σ_i 影响越大, 反之则越小。实际操作中可根据图像整体雾的浓度来选取 α 和 β 的值, 雾越大越浓, 越需要突出细节, 因此要使得 σ_i 小, α 和 β 的值应越小。实验中子块处于低对比度区域的情形很少出现, 不再设计其计算公式。

选取不同的尺度 σ_i 之后, 一方面要融合不同尺度的处理结果; 另一方面各子块计算出的入射分量不同, 去除后得到的反射分量也不同。若直接将这子块拼接在一起, 整幅图像难免由于亮度差异而产生块状效应。因此, 本文采用基于面积比例因子的融合策略对各子块处理结果进行信息融合, 以得到更好的增强效果并抑制块状效应。

如图 3 所示, 白点的坐标是 (i, j) , 周围 4 个子块的尺度参数分布为 $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \sigma_1$, 处理后结果分别为 R_1, R_2, R_3, R_1 。以白点为中心, 画一个与子块大小相同的区域, 与 4 个子块重合的面积分别为 n_1, n_2, n_3, n_4 , 子块面积为 n , 则 4 个子块各自的面积比例因子分别为

$$w_1 = \frac{n_1}{n}, w_2 = \frac{n_2}{n}, w_3 = \frac{n_3}{n}, w_4 = \frac{n_4}{n}$$

白点增强后的值为

$$\tilde{R}(i, j) = w_1 R_1(i, j) + w_2 R_2(i, j) + w_3 R_3(i, j) + w_4 R_1(i, j) \quad (5)$$

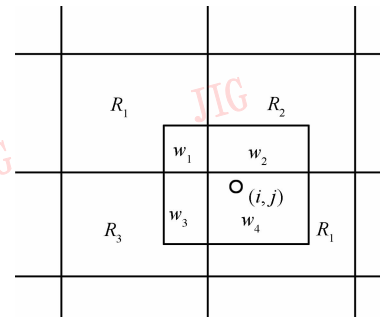


图 3 比例因子块信息融合

Fig. 3 Block information fusing based on rate factor

2.3 融合策略

基于同时保持亮度恒常性和色彩恒常性的考虑, 对 CLAHE 算法和自适应 Retinex 增强算法的增强结果进行自适应的加权融合, 得到增强后的图像。使用 Kullback-Leibler (K-L) 距离分别评估这两种算法处理后图像各通道像素分布的合理性, 并由 K-L 距离值计算出权值。具体过程如下:

将待增强图像划分为若干子块之后, 首先, 选定

一个子块分别进行 CLAHE 算法和自适应 Retinex 增强算法处理,将两种算法处理结果的 Y、Cb、Cr 各通道像素值归一化至 $[0, 1]$ 区间。然后,分别计算 Y 通道像素值的分布到参数为 $A = 1.5, B = 1$ 的 Beta 分布的 K-L 距离,记为 ΔY_1 和 ΔY_2 ; Cb 和 Cr 通道像素值的分布到 $[0, 1]$ 区间上的均匀分布的 K-L 距离,分别记为 $\Delta Cb_1, \Delta Cr_1$ 和 $\Delta Cb_2, \Delta Cr_2$ 。最终求得两种算法的融合权值分别为

$$\gamma_1 = \frac{1}{\Delta Y_1 \times \Delta Cb_1 \times \Delta Cr_1 + 1} \quad (6)$$

$$\gamma_2 = \frac{1}{\Delta Y_2 \times \Delta Cb_2 \times \Delta Cr_2 + 1} \quad (7)$$

K-L 距离定义了两种分布的接近程度,设两种不同的分布 $p(k)$ 和 $q(k)$, 两者的 K-L 距离定义为

$$\Delta(p, q) = \sum_k p(k) \log \frac{p(k)}{q(k)}$$

参数为 $A = 1.5, B = 1$ 的 Beta 分布和 $[0, 1]$ 区间上的均匀分布分别用来评估两种算法处理后图像的 Y 通道和 Cb、Cr 通道上的分布的合理性,若处理后图像的 Y 通道像素值的分布趋近于参数为 $A = 1.5, B = 1$ 的 Beta 分布,更多的像素值将落在 $[0, 1]$ 区间上接近 1 的区域内,图像的整体对比度将提高,亮度更好;若处理后图像的 Cb、Cr 通道像素值的分布趋近于 $[0, 1]$ 区间上的均匀分布,色彩将更均匀地分布在 $[0, 1]$ 区间上,图像将包含更多的色彩内容^[11]。式(6)和(7)选取的权值 γ_1 和 γ_2 能够使各子块的处理结果在 Y 通道像素值的分布尽可能在 $[0, 1]$ 区间上接近 1 的区域内(亮度更佳),Cb 和 Cr 通道像素值的分布尽可能接近均匀分布(可以包含更多的色彩)。

子块内任一点增强后的最终亮度值为

$$\tilde{O}(i, j) = \gamma_1 \cdot \tilde{L}(i, j) + \gamma_2 \cdot \tilde{R}(i, j) \quad (8)$$

式中, $\tilde{L}(i, j)$ 由式(1)得到, $\tilde{R}(i, j)$ 由式(5)得到。

2.4 算法描述

算法流程如图 4 所示,算法将待增强图像转至 YCbCr 色彩空间进行处理。首先,将原图划分

为若干子块,利用每个子块直方图及各区域累积分布函数的取值特征计算出高斯滤波函数的尺度参数 σ ;其次,对各子块做 CLAHE 算法和自适应 Retinex 增强算法处理,其中,自适应 Retinex 增强算法使用基于面积比例因子的融合策略;再次,用 K-L 距离分别评估 CLAHE 算法和自适应 Retinex 增强算法这两种算法各子块处理后图像各通道像素分布的合理性,由 K-L 距离值计算出权值;最后,对各子块由式(8)将这两种算法的增强结果进行自适应的加权融合,得到增强后的图像。

算法基本步骤如下:

1) 设原图为 $I(i, j)$, 大小为 $M \times N$, 转至 YCbCr 空间。在原图的左上角起始位置上提取一个子块 B , 大小 $m \times n$ 。

2) 定义 3 个大小同为 $M \times N$ 的矩阵 M_C, M_R 和 M_O 。 M_C 和 M_R 分别用于存放 CLAHE 算法和自适应 Retinex 增强算法处理后的图像, M_O 用来存放最终输出的图像;定义两个大小同为 $(M/m) \times (N/n)$ 的矩阵 P_C 和 P_R , 分别用于存放 CLAHE 算法和自适应 Retinex 增强算法处理后的各子块的融合权值。

3) 根据子块 B 的直方图,由 3 个区域右端点处的累积分布函数的取值计算出尺度参数 σ , 对子块 B 的每一像素按式(1)和(6)分别做 CLAHE 算法和自适应 Retinex 增强算法处理,处理后的子块分别保存在矩阵 M_C 和 M_R 的相应位置。

4) 由式(7)和(8)分别计算保存在矩阵 M_C 和 M_R 相应位置的处理后子块的融合权值,且分别存放在 P_C 和 P_R 的相应位置,按式(9)进行加权融合,融合后的子块存放在矩阵 M_O 的相应位置。

5) 在原图上向右水平移动子块,步长为 m 。若子块的右边界没有超过原图的右边界,则继续执行步骤 3)、4);若超过,则转到下一步。

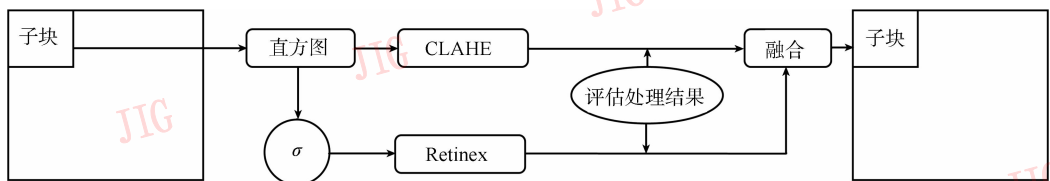


图 4 算法流程

Fig. 4 Algorithm flow chart

6) 将子块水平向左移回到原图最左端, 并向下垂直移动, 步长为 n 。若子块下边界没有超出原图下边界, 则转到步骤 3) — 5); 否则, 转下一步。

7) 矩阵 M_0 即为最终得到的清晰化图像。

3 实验结果与分析

本文待强增的图像是在不同的雾天条件下拍摄的, 分为浓雾、中雾、薄雾 3 种, 图片大小均为 640×480 。增强时将图像划分为 8×8 个子块, 子块大小为 80×60 。将本文算法所增强的图像结果与直方图均衡化算法 HE、MSR 算法做比较, 结果如图 5—图 10 所示。

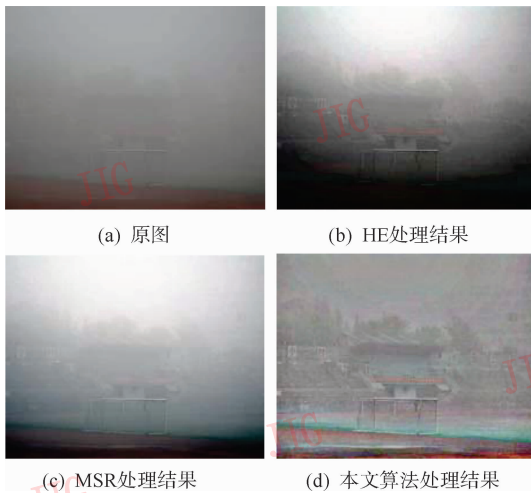


图 5 浓雾 1 处理结果比较

Fig. 5 Comparison of the processed results of fog 1

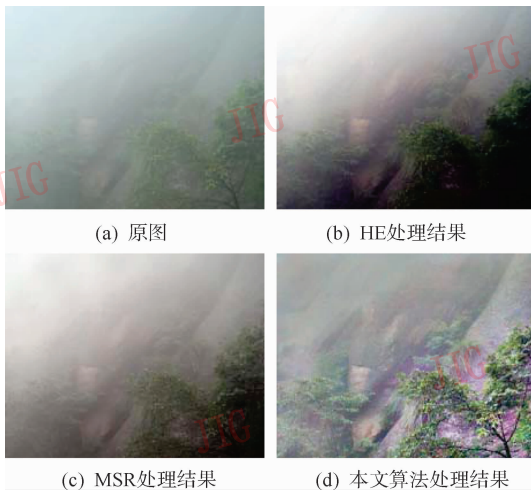


图 6 浓雾 2 处理结果比较

Fig. 6 Comparison of the processed results of fog 2

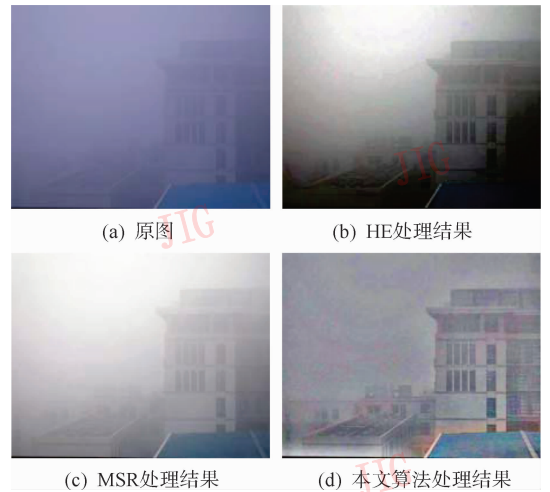


图 7 中雾 1 处理结果比较

Fig. 7 Comparison of the processed results of normal fog 1

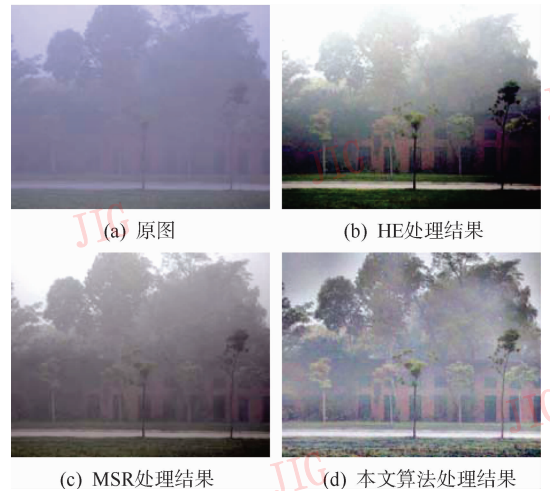


图 8 中雾 2 处理结果比较

Fig. 8 Comparison of the processed results of normal fog 2

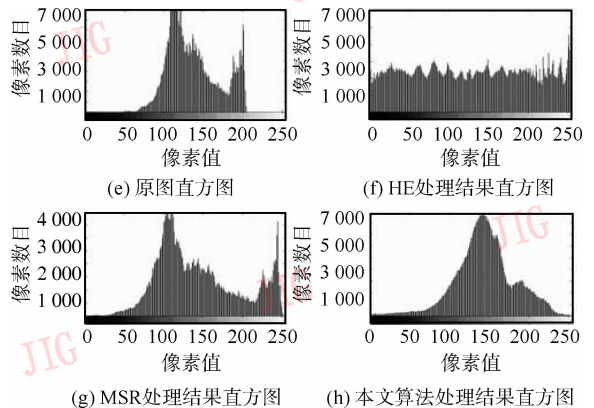


图 8 中雾 2 处理结果比较

Fig. 8 Comparison of the processed results of normal fog 2

从结果对比中可以看出, 在局部细节方面(图 5、图 7 的远景处理的效果, 图 6、图 9 的中下部对比, 图 10 的中上部分对比, 还有图 8 的树丛与房屋

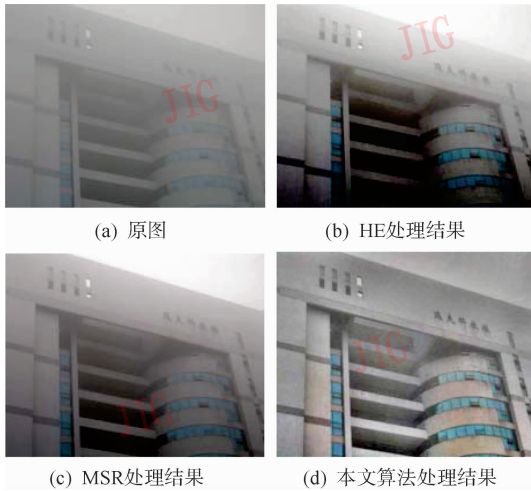


图 9 薄雾 1 处理结果比较

Fig. 9 Comparison of the processed results of mist 1



图 10 薄雾 2 处理结果比较

Fig. 10 Comparison of the processed results of mist 2

处),本文算法比现有的 HE 和 MSR 方法处理结果更加清晰,说明本文算法对不同景深的雾化区域可以自动选择滤波器参数,入射分量计算比传统的 MSR 算法的入射分量计算更加精确,又同时具备亮度恒常性和色彩恒常性,将两种方法进行了有机融合,进一步说明本文算法采用的自适应选取滤波器策略与加权融合的计算框架优于现有的 HE 算法的累积分布均衡化和 MSR 算法的固定尺度滤波器。同时从图 8 中各处理结果所对应的直方图中可以看出,本文算法和现有 HE 和 MSR 算法处理结果都达到了拉伸灰度动态范围的作用,但是本文算法处理的结果灰度分布集中在灰度级 120 ~ 200 之间,这更符合人类视觉最佳所需要的灰度范围。通过统计

图像的灰度均值和标准差来验证灰度分布情况,数据如表 1 和表 2 所示。

表 1 图像灰度均值比较

Tab. 1 Comparison of images' gray mean

图像	均值			
	原图	HE 处理结果	MSR 处理结果	本文算法处理结果
图 5	132.559 9	127.528 0	164.083 9	150.012 4
图 6	162.807 2	127.496 1	151.431 9	154.846 7
图 7	128.257 1	127.462 8	188.011 8	149.602 9
图 8	136.085 1	127.452 7	142.621 7	145.756 9
图 9	141.823 3	127.423 5	129.643 7	152.209 8
图 10	136.833 7	127.414 4	143.699 4	144.627 1

表 2 图像灰度标准差比较

Tab. 2 Comparison of images' standard deviation

图像	标准差			
	原图	HE 处理结果	MSR 处理结果	本文算法处理结果
图 5	29.188 3	74.739 8	62.118 7	18.998 1
图 6	39.815 5	74.670 3	58.126 7	30.564 3
图 7	23.755 2	74.835 2	45.263 0	18.512 7
图 8	59.010 7	74.740 7	71.405 4	58.504 4
图 9	30.205 1	74.786 5	57.582 5	32.375 6
图 10	32.496 3	74.738 3	52.089 9	37.307 2

如表 1 和表 2 所示,本文算法处理结果的灰度均值一般高于原图、HE 和 MSR 处理结果(浓雾或中雾情况下原图由于雾较大整体呈灰白色,均值有可能超过本文的处理结果;MSR 算法在图 5 和图 7 去雾效果不明显雾的灰度值也提高了其均值),大部分集中在 140 ~ 180 之间,该范围比较符合人眼的观察范围。而本文算法处理结果的灰度标准差则降低了,说明像素之间亮度的差异减少了,灰度级更集中分布在中值附近,更适合人类视觉去观察。同时采用文献[15]中所提出的统计方法来说明图像质量。统计的具体做法:将图像分成不重叠的大小相同的子块(一般取 50×50 或 60×60),然后分别计算每个子块的标准差 Std_B ,再将得到的子块标准差整体求平均,得到平均方差 std 与图像的灰度均值 $gray$,两者相乘得到评价结果。相乘的结果值越大,图像的质量就越好。

表 3 为 $gray \times std$ 的统计结果比较,其中子块取 50×50 。从表中可以看出原图的 $gray \times std$ 值相对小,对应的图像亮度与对比度差,图像质量低。经本文算法处理后的质量评价数据均高于 HE 和 MSR 算法的处理结果,表明本文算法处理后图像质量比 HE 和 MSR 算法处理后的质量更高。下面列出几组多景深图片各方法的处理结果,如图 11—13 所示。

表 3 图像质量评价比较

Tab.3 Comparison of image quality metrics

图像	质量评价			
	原图	HE 处理结果	MSR 处理结果	本文算法处理结果
图 5	4.0932×10^4	9.9100×10^4	9.9926×10^4	1.1866×10^5
图 6	3.6459×10^4	5.4096×10^4	4.8568×10^4	7.9823×10^4
图 7	3.7372×10^4	1.0340×10^5	1.0232×10^5	1.3741×10^5
图 8	1.2866×10^5	1.6610×10^5	1.5788×10^5	4.6190×10^5
图 9	6.9601×10^4	1.3633×10^5	1.1694×10^5	2.8777×10^5
图 10	9.1209×10^4	1.8141×10^5	1.5440×10^5	3.0555×10^5

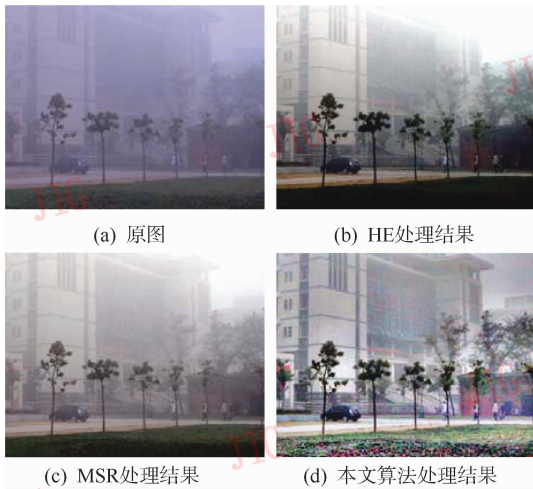


图 11 景深 1 处理结果比较

Fig. 11 Comparison of the processed results of scene depth 1

图 11—13 中本文算法的处理结果在图像不同景深的局部细节方面要优于传统的 HE 和 MSR 算法处理的结果,图 11 和图 13 中远景部分的细节,本文算法处理的结果远景处的房屋和树木增强得较好。图 12 中画面远景处的建筑物细节增强很明显,近景对比度也优于 HE 和 MSR 处理的结果。

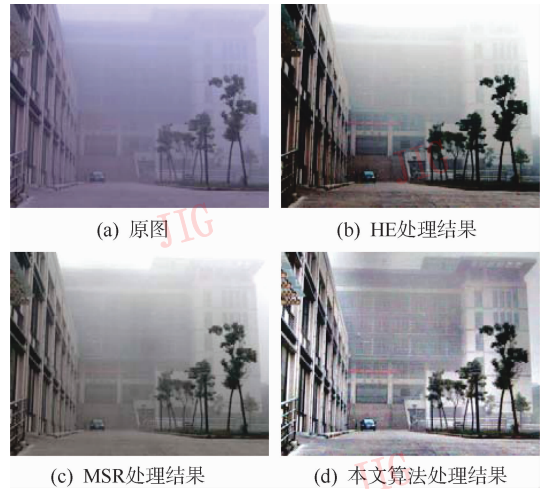


图 12 景深 2 处理结果比较

Fig. 12 Comparison of the processed results of scene depth 1



图 13 景深 3 处理结果比较

Fig. 13 Comparison of the processed results of scene depth 1

表 4 图像质量评价比较

Tab.4 Comparison of image quality metrics

图像	质量评价			
	原图	HE 处理结果	MSR 处理结果	本文算法处理结果
图 11	3.8122×10^4	8.2931×10^4	7.2128×10^4	1.4634×10^5
图 12	3.7458×10^4	7.3918×10^4	5.6474×10^4	1.0958×10^5
图 13	6.2109×10^4	1.3245×10^5	1.1440×10^5	2.3608×10^5

4 结 论

MSR 算法用几个固定尺度的高斯函数对整幅

图像做滤波计算入射分量,在滤波器设计上没有考虑到景深的差异对雾的厚薄产生的影响,因而不能有效地对雾天图像进行增强。提出一种新的自适应的 Retinex 雾天图像增强算法,根据图像直方图累积分布函数的取值特征所反映出的雾的厚薄程度自动调整 Retinex 的参数取值,以更准确地计算出不同景深处的入射分量。基于同时保持亮度恒常性和色彩恒常性的考虑,本文对 CLAHE 算法和自适应的 Retinex 增强算法的增强结果进行自适应的加权融合,得到增强后的图像。使用 K-L 距离分别评估这两种算法处理后图像各通道像素分布的合理性,并由 K-L 距离值计算出权值。通过主观观测和客观评价,本文算法比现有 HE 和 MSR 算法在雾天多景深图像细节增强和色彩保持方面具有更好的效果。

参考文献 (References)

- [1] Luo Yingxin. Enhancement in Low-Contrast Images Degraded by Fog [D]. Tianjin: Tianjin University, 2003. [罗颖昕. 雾天低对比度图像增强方法的研究[D]. 天津: 天津大学, 2003.]
- [2] Zhu Pei, Zhu Hong, Qian Xueming, et al. An image clearness method for fog [J]. Journal of Image and Graphics, 2004, 9(1): 124-128. [祝培, 朱虹, 钱学明, 等. 一种有雾天气图像景物影像的清晰化方法[J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(1): 124-128.]
- [3] Rahman Z, Jobson D J, Woodell G A, et al. Image enhancement, image quality, and noise [C]// Proceedings of the Photonic Devices and Algorithms for Computing VII. San Diego: SPIE, 2005, 5907: 164-178.
- [4] Rui Yibin, Li Peng, Sun Jintao. Method of removing fog effect from images [J]. Journal of Computer Applications, 2006, 26(1): 154-156. [芮义斌, 李鹏, 孙锦涛. 一种图像去薄雾方法[J]. 计算机应用, 2006, 26(1): 154-156.]
- [5] Rahman Z, Jobson D J, Woodell G A. Multi-scale retinex for color image enhancement [C]// Proceedings of the International Conference on Image Processing. Lausanne, Switzerland: IEEE Press, 1996, 3:1003-1006.
- [6] Chen Wu. Image Enhancement Based on Retinex Theory [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2006. [陈雾. 基于 Retinex 理论的图像增强算法研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2006.]
- [7] Wang Dalei. Analyze and Research on Foggy Image Enhancement [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2007. [王大雷. 雾天图像增强技术的分析与研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2007.]
- [8] Xiao Yanfeng. Image Restoration Based on Retinex Theory [D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2007. [肖燕峰. 基于 Retinex 理论的图像增强恢复算法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2007.]
- [9] Gibbs A L, Su F E. On choosing and bounding probability metrics [J]. International Statistical Review, 2002, 70 (3): 419-435.
- [10] Jourlin M, Pinoli J C. Logarithmic image processing [J]. Acta Stereol, 1987, 6: 651-656.
- [11] Jourlin M, Pinoli J C. A model for logarithmic image processing [J]. Microsc, 1988, 149: 21-35.
- [12] Panetta K A, Wharton E J, Agaian S S. Human visual system-based image enhancement and logarithmic contrast measure [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2008, 38(1): 174-188.
- [13] Kundu M K, Pal S K. Thresholding for edge detection using human psychovisual phenomena [J]. Pattern Recognition Letters, 1986, 4(6): 433-441.
- [14] Buchsbaum G. An analytical derivation of visual nonlinearity [J]. IEEE Trans. Biomed. Eng., 1980, 27(5): 237-242.
- [15] Jobson D J, Rahman Zia-Ur, Woodell Glenn A. The statistics of visual representation [C]// Proceedings of the Visual Information Processing XI. Orlando: SPIE, 2002, 4736: 25-35.