

基于暗通道优先的图像去雾方法研究^①王 飞^{②*} 张爱武^{③*} 孟宪刚^{*} 王书民^{**} 李含伦^{*} 邵 杰^{*}

(*首都师范大学三维信息获取与应用教育部重点实验室 北京 100048)

(**中国地震局地震预测研究所 北京 100036)

摘 要 针对现有暗通道优先(DCP)的图像去雾算法对全局大气光估计不准确和去雾后图像的细节不突出等问题进行了改进研究,提出了一种改进的中值暗通道优先(MDCP)图像去雾算法。该算法首先利用迭代最大类间差法(Otsu 算法)锁定近似理想的天空区域,计算全局大气光,然后运用 MDCP 原理获得随深度变化的大气传输衰减过程,以达到突出细节信息等目的,再运用软消光(soft matting)算法对大气传输衰减过程进行优化,最后得到场景的反射图像,实现图像去雾。通过实验证明,该方法不仅能够很好地锁定背景处的有效区域,准确地估计全局大气光,还能够很好地保留图像细节信息,使图像在去雾后还能够强化细节信息,达到理想的去雾效果。

关键词 暗通道优先(DCP),最大类间差法,中值暗通道优先(MDCP),去雾

0 引 言

雾霾天气使场景的能见度和所拍图像中目标物的对比度降低,严重影响了图像目标识别和跟踪等后续工作,因此消除图像中的雾霾影响(图像去雾)具有重要意义。目前,图像去雾的处理方法主要分为两类:基于图像增强的去雾方法和基于物理模型的去雾方法。基于图像增强的去雾方法只是对图像信息进行局部或全局的调整,以达到提高对比度和突出图像细节的目的,从而改善图像的视觉效果,但同时也会损失部分信息。典型的图像增强方法包括直方图均衡化、同态滤波^[1]、多尺度视网膜皮层(multiscale retinex, MSR)增强^[2]和带色彩恢复的多尺度视网膜皮层(multiscale retinex color rendition, MSR-CR)增强^[3,4]等。运用图像增强对景深变化不大的图像进行处理能够达到较好的去雾效果,当景深变化大时,去雾效果并不理想。基于物理模型的去雾方法是图像复原的一种,通过建立雾霾退化模型,反演退化过程,得到退化前的最优估计值,达到去雾的效果,在该过程中,关键是估计理想全大气光。暗通道优先(dark channel prior, DCP)^[5]算法是

运用物理模型进行图像去雾的一种方法,这种方法基于暗通道优先的统计规律,能够很好地排除一些干扰区域,获得近似于无穷远处的理想全局大气光,同时简化了物理模型,得到大气传输衰减过程,但此方法容易受前景物体的影响,造成全局大气光估计不准确,同时图像的细节部分未得到充分突出。针对上述问题,本文首先运用迭代最大类间差法(Otsu 提出的一种图像分割中阈值选取的最佳算法)^[6,7]对全局大气光进行估计,然后借助中值暗通道优先(median dark channel prior, MDCP)方法^[8]对景深进行粗估计,以达到更好保留图像细节信息的目的,然后采用软消光(soft matting)^[9]对大气衰减过程进行优化,最后恢复场景辐射亮度,实现理想的去雾效果。实验证明,该算法能够准确锁定理想天空区域,提高全局大气光的精度,同时在保留和突出图像细节上也具有优越性,使处理结果的质量得到提高。

1 大气散射模型

大气散射模型^[10,11]描述了大气光经物体反射、散射,最后到达传感器的过程。最后进入传感器的光线分为两种:一种是经过大气衰减后的物体反射

① 国家科技支撑计划(2012BAH31B01)和北京市自然科学基金(B类)(KZ201310028035)资助项目。

② 男,1987年生,硕士;研究方向:三维信息获取与计算机视觉方面的研究工作;联系人,E-mail:wangruofan1987@163.com

③ 通讯作者,E-mail:zhangaw@163.com

(收稿日期:2013-10-29)

光,另一种是经过大气散射得到增强的空气光,其模型如图 1 所示。

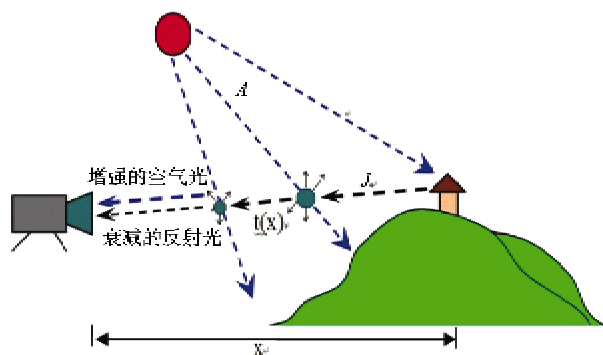


图 1 大气散射模型

大气散射模型对应的数学表达形式为

$$I(x,y) = J(x,y)t(x,y,d) + (1 - t(x,y,d)) \cdot A \quad (1)$$

其中, (x,y) 为对应像元在图像坐标系中的位置; I 为传感器所收集得到的辐射能量; A 表示全局大气光, 一般情况下为常量; $J(x,y)$ 表示 A 照射到物体上未经大气散射衰减的反射光; $t(x,y,d)$ 表示光线在传输过程中, 受大气散射的影响, 随距离变化而变化的一个衰减过程, 能够间接地反映图像的景深。式(1)右边表示最终进入传感器的两部分在大气传输过程中的两个效应: 衰减模型和大气光模型; $J(x,y)t(x,y,d)$ 表示距相机距离为 d 的反射光经过大气散射的衰减作用, 最终到达相机的光强; $(1 - t(x,y,d)) \cdot A$ 为最终进入相机的空气光。去雾的过程就是利用 I 估计 J 。当大气成分均匀时, 衰减过程 t 可表示为下式

$$t(x,y,d) = e^{-\beta d} \quad (2)$$

式中, β 为大气的消光系数, d 为物体反射光到传感器的距离, 即景深。全局大气光 A 对图像的去雾效果有很大的影响, 当 A 较大时, 图像整体偏暗; 当 A 较小时, 图像整体发白。而下面提到的暗通道优先理论, 能够很好地锁定图像中近似理想大气光的区域, 从而使得到的 A 较为准确。

2 暗通道优先原理

大量统计实验证明^[5], 在没有雾霾的情况下, 位于非天空区域的部分至少有一个通道的灰度值接近于 0。取每个像素在所有通道中的最小值, 然后对该图像进行非线性滤波, 再取每一窗口中的最小值, 则该最小值是一个很小的数, 可以表示为

$$J^{\text{dark}}(x,y) = \min_{x,y \in \Omega(S)} (\min_{c \in \{r,g,b\}} (I^c(x,y))) \quad (3)$$

c 不同时, I^c 表示的图像意义也不一样, 当 $c = 1$ 时, I^c 表示灰度图像; 当 $c = 3$ 时, I^c 表示彩色图像。 $\Omega(S)$ 表示中心位于 (x,y) 的模板。 J^{dark} 为图像的暗通道优先。

图像暗通道中的低值部分主要由图像阴影造成, 而图像阴影一般可以归为以下几种情况: (1) 楼房、汽车和一些物体的遮盖; (2) 植物等对红、蓝的吸收, 使这两个通道呈现为阴影, 所以红、蓝通道的灰度值都很低; (3) 黑色物体的吸收, 使三个通道的灰度值接近于零, 这就说明了暗通道优先存在的可能性。以上是基于图像中的非天空区域来说的。而 J^{dark} 中的天空区域一般不存在阴影, 所以这部分图像的灰度值较大, 可以作为估算全局大气光的理想区域。

运用暗通道优先(DCP)原理对图像进行去雾的方法, 就是根据暗通道图像的性质, 得到理想全局大气光值, 然后再次利用暗通道图像的性质, 对其进行运算, 得到大气传输衰减过程, 最后反求得到未衰减反射光的过程。

中值暗通道优先(MDCP)原理是基于暗通道优先原理的一种改进算法, 是在对大气传输衰减过程进行估计时, 为了保留更多的细节信息而采用的一种算法。

3 迭代 Otsu 算法

Otsu 算法称为最大类间差法, 它是按图像的灰度特性, 将图像分成前景 C_0 和背景 C_1 两部分。其中 y 为前景与背景的分割阈值, 前景点数占图像比例为 w_0 , u_0 为 C_0 的平均灰度, 背景点数占图像比例为 w_1 , u_1 为 C_1 的平均灰度, 图像的总平均灰度为 $u = w_0 \cdot u_0 + w_1 \cdot u_1$ 。从最小灰度值到最大灰度值遍历 y , 当 y 使 $g = w_0 \cdot (u_0 - u)^2 + w_1 \cdot (u_1 - u)^2$ 最大时, 即为分割的最佳阈值。

雾霾图像中的理想全局大气光一般都在图像的背景部分, 如何锁定近似无穷远处的天空区域, 这里运用了迭代 Otsu 算法来循环对目标区域进行前后背景分割, 直到分割出理想天空区域, 从而计算出全局大气光。

4 改进的 DCP 去雾算法

由于传统 DCP 算法对全局大气光的估计仅是

对灰度值的操作与判断,没有结合景深信息,所以无法排除一些非天空区域的影响,容易造成估计错误,同时,DCP 算法运用的最小值滤波平滑了大气传输过程 t ,使一些细节信息没有凸显处理。因此本文提出了一种改进的中值暗通道优先(MDCP)去雾算法,该方法首先运用迭代 Otsu 算法锁定近似理想的天空区域,进而估算出全局大气光,得到原始图像的暗通道图像 J ,对暗通道图像中锁定的天空区域进行全局大气光估计 A ,然后运用 MDCP 算法求得散射衰减过程 t ,再对 t 进行优化,最后进行场景辐射亮度恢复得到去雾后图像,具体算法流程如图 2 所示。

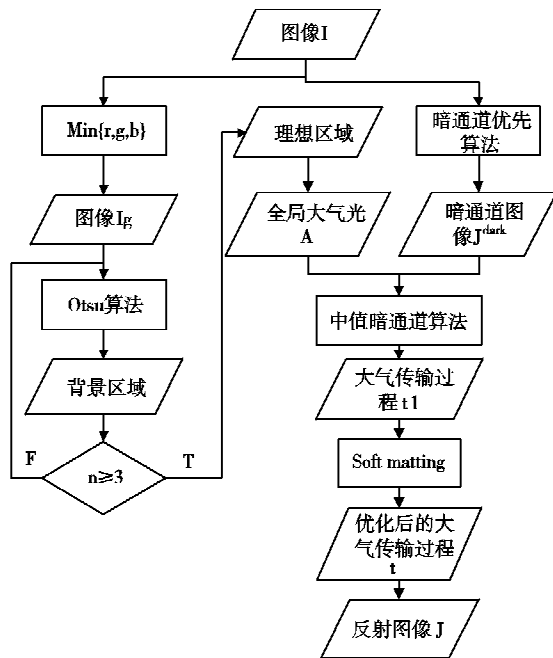


图 2 去雾算法流程图

4.1 对全局的大气光 A 的估计

首先运用 Otsu 算法对图像 I 的灰度图像进行前后背景分割,然后将前一步分割的背景图像进行下一次分割的目标图像,进行前后背景分割,再次提取背景图像,如此循环 3 次,最后得到最为理想的天空区域,然后取最后得到的背景区域中连通区域最大的理想区域作为近似无穷远理想区域,然后取这一区域的平均值作为全局大气光 A 的值。这样能够排除一些前景的干扰,使得到的天空区域具有最大景深,接近无穷远处的理想区域,进而使估计的 A 更加准确。

4.2 对大气散射衰减过程的估计

在已知全局大气光 A 的情况下,假设每个局部分块 $\Omega(S)$ 具有相同传输衰减过程,即每个分块对

应一个 $t_1(x,y,d)$,首先对彩色图像进行通道滤波,得到由 3 个通道中的最小值构成的灰度图像,可以表示为

$$\min_{c \in \{r,g,b\}} (I^c(x,y)) = t(x,y,d) \min_{c \in \{r,g,b\}} (J^c(x,y)) + (1 - t(x,y,d))A \quad (4)$$

然后假设一个像素点周围的几个像素具有相同的衰减过程,并对其进行非线性滤波,如式

$$\min_{x,y \in \Omega(S)} (\min_{c \in \{r,g,b\}} (I^c(x,y))) = t_1(x,y,d) \min_{x,y \in \Omega(S)} (\min_{c \in \{r,g,b\}} (J^c(x,y))) + (1 - t_1(x,y,d)) \cdot A \quad (5)$$

上式中, $\min_{x,y \in \Omega(S)} (\min_{c \in \{r,g,b\}} (J^c(x,y)))$ 就是图像的暗通道优先,其中 $J^{\text{dark}} \rightarrow 0$ 。结合式(4)和(5),可得

$$t_1(x,y,d) = 1 - \min_{x,y \in \Omega(S)} (\min_{c \in \{r,g,b\}} (\frac{I^c(x,y)}{A})) \quad (6)$$

在实际应用中,即使是在绝对晴朗的环境下,所拍图像的远景部分还是会受到空气中水蒸气等的散射作用。为了使本文算法具有一定的适普性,此处增加一个常量参数 ω ,如下式所示

$$t_1(x,y,d) = 1 - \omega \cdot \min_{x,y \in \Omega(S)} (\min_{c \in \{r,g,b\}} (\frac{I^c(x,y)}{A})) \quad (7)$$

本文运用 MDCP 取代局部最小值,对原有理论做出相应改进,可得出式(7)的改进表达式为

$$t_1(x,y,d) = 1 - \omega \cdot \text{med}_{x,y \in \Omega(S)} (\min_{c \in \{r,g,b\}} (\frac{I^c(x,y)}{A})) \quad (8)$$

4.3 对深度图像进行优化

观察(1)式可发现,它与图像抠图模型

$$I = F\alpha + B(1 - \alpha) \quad (9)$$

具有相似的形式。这里 F 和 B 分别表示前景和背景图像, α 表示前景的不透明度。式(1)中的传输衰减过程 t 实际可以表示为式(9)的 α 。这里我们将目标函数进行最小化得到:

$$E(t) = t^T L t + \lambda (t - t_1)^T (t - t_1) \quad (10)$$

这里 L 为消光拉普拉斯算子,矩阵大小等同于图像大小。每个位置计算如下:

$$\sum_{k | (i,j) \in w_k} (\delta_{ij} - \frac{1}{|w_k|} (1 + (I_i - \mu_k)^T (\sum_k + \frac{E}{|w_k|} U_3)^{-1} (I_j - \mu_k))) \quad (11)$$

I_i 和 I_j 为图像 I 在像素 i 和 j 的灰度值, δ_{ij} 为克罗内克符号, μ_k 和 $\sum_k$ 为窗口 w_k 的平均值和协方

差矩阵, U_3 为 3×3 的单位矩阵, ε 为归一化参数。

然后最佳 t 可通过解下式的稀疏线性系统得到:

$$(L + \lambda U)t = \lambda t_1 \quad (12)$$

4.4 恢复场景辐射亮度

获取图像景深和全局大气光后, 根据(1)式即可得到未衰减的物体反射光 J

$$J(x, y) = \frac{F(x, y) - A}{\max(t(x, y, d), t_0)} + A \quad (13)$$

而直接反带求 J 会有噪声生成。因此通过式(8)对 t 的输出进行了限制。

5 实验分析与精度评价

5.1 实验分析

(1) 迭代 Otsu 算法是通过几次对图像进行前景和背景分割(景深分割), 对得到的具有最远景深的区域进行操作, 可以很好地排除一些近景处的非天空区域的干扰, 同时能够更好地保留并锁定理想区域, 从而使估计的全局大气光更加准确, 从处理结果(图3、图4)可以看出, 经过迭代 Otsu 算法得到的全局大气光更加准确, 去雾效果更佳。



图3 两种算法得到的理想区域对比



图4 迭代 Otsu 算法与 DCP 算法的处理结果比较

(2) 由式(13)可以看出 $J(x, y) - A \propto \frac{F(x, y) - A}{\max(t_1(x, y, d), t_0)}$, 其中 F 和 t_1 共同决定了 J 。所以, t_1 越平坦, 那么得到的 J 就越曲折, 图像细节保留的就越多; 相反, 如果 t_1 越曲折, 那么得到的 J 则越平坦^[12, 13]。由 DCP 统计规律可知, 图像的暗通道优先在非天空区域的值基本趋于零, 而在这一区域采用中值滤波和最小值滤波差别不大; 其次, 为了使图像的细节保留更多, 采用中值滤波替换了式(7)的二次最小值滤波, 对其进行了平滑处理。由图5可以看出, 本文算法在保持基本信息的同时有效地平滑了边界部分(图6), 经过本文算法的处理, 从而生成 J 的边界等细节信息更加突出。

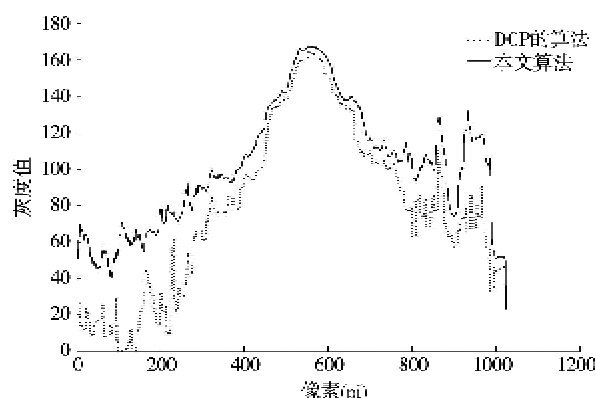


图5 DCP 算法和本文算法分别得到的部分暗通道优先图像



图 6 三种处理方法的结果对比

由图 6 可以看出,经过 MDCP 处理后,图像的细节部分更加突出,图像的层次感更加明显,去雾效果也更佳。

5.2 精度评价

为了实现本文算法与目前现有方法的对比,实验从以下评价方面对本文算法的精确性及优越性进行了评价:峰值信噪比 (PSNR)、均方误差^[14] (MSE),式为

$$PSNR = 10\lg\left(\frac{255^2}{MSE}\right) \quad (14)$$

$$MSE = \frac{1}{WH} \sum_{i=1}^{WH} (x_i - \bar{x}_i)^2 \quad (15)$$

PSNR 提供了一个衡量图像失真或是噪声水平的客观评价,PSNR 值越大,说明信噪比越高;MSE 值越小,说明图像间的匹配率越高,即误差率越低。

以下通过一组实验数据将本文算法与 DCP 算法进行了比较(图 7)。图 7 分别为原图、本文算法结果和 DCP 算法结果。从图 7 中可以明显地看出,本文算法在去雾效果上更加明显:墙壁处雾气基本去除干净,使其颜色更加鲜艳与真实,接近墙体真实颜色;同时,本文算法在处理图像细节上也更加突出:植叶边缘部分对比度增加,使一些原本不明显的细节也显示出来。



图 7 本文算法与 DCP 算法处理结果对比

由表 1 可以看出,本文算法的 PSNR 在不同程度均大于 DCP 算法的结果,而 MSE 也明显比 DCP 的算法小,因此,可以得出本文算法在去雾效果上较 DCP 算法,更具可靠性及优越性

表 1 本文算法与 DCP 算法的 PSNR 和 MSE 比较

	PSNR		MSE	
	本文算法	DCP 算法	本文算法	DCP 算法
Fig. 7	74.1076	63.6380	0.0025	0.0281

6 结 论

本文以现有图像去雾方法为基础,针对基于图像增强和基于物理模型的去雾理论中所存在的不足,通过结合迭代 Otsu 算法估计全局大气光、中值暗通道优先(MDCP)的景深估计方法提出了一种改进的中值暗通道优先的单幅图像去雾方法。本算法不仅提高了估计全局大气光的精度,而且在去雾的同时,增强了图像的细节等信息,在一定程度上改善了去雾效果,达到理想结果。

参考文献

- [1] 沈文水,周新志. 基于同态滤波的遥感薄云去除算法. 强激光与粒子束,2010,22(1):45-48
- [2] Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. Properties and Performance of a Center/Surround Retinex. *IEEE Transactions on Image Processing*,1997,6(3):451-462
- [3] Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes. *IEEE Transactions on Image Processing*,1997,6(7):965-976
- [4] Barnard K, Funt B. Investigations into multi-scale retinex. In: Proceedings of Color Imaging Multimedia Conference, New York, USA, 1999. 9-17
- [5] He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*,2011,33(12):2341-2353
- [6] Huang M, Yu W, Zhu D. An Improved Image Segmentation Algorithm Based on the Otsu Method[C]//Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel & Distributed Computing (SNPD), 2012 13th ACIS International Conference on. IEEE, 2012:135-139
- [7] Cozman F, Krotkov E. Depth from scattering. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, New York, USA, 1997. 801-806
- [8] Gibson K, Vo D, Nguyen T. An investigation in dehazing compressed images and video. In: Proceedings of IEEE OCEANS Conference, San Diego, USA, 2010. 1-8
- [9] Levin A, Lischinski D, Weiss Y. A closed-form solution to natural image matting. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*,2008,30(2):228-242
- [10] Fattal R. Single image dehazing. In: Proceedings of the International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, Los Angeles, USA, 2008. 12-14
- [11] Narasimhan S G, Nayar S K. Contrast restoration of weather degraded images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*,2003,25(6):713-724
- [12] Guo F, Cai Z, Xie B, et al. Automatic image haze removal based on luminance component. In: Proceedings of the 6th International Conference on Wireless Communications Networking and Mobile Computing, Chengdu, China, 2010. 1-4
- [13] Peng L, Xiao C, Yu J. Single image fog removal based on dark channel prior and local extrema. *American Journal of Engineering and Technology Research*,2012,12(2)
- [14] Damara-Venkata N, Kite T D, Geisler W S, et al. Image quality assessment based on a degradation model. *IEEE Transactions on Image Processing*,2000,9(4):636-650

An improved dark channel prior image defogging method

Wang Fei*, Zhang Aiwu*, Meng Xiangang*, Wang Shumin* **, Li Hanlun*, Shao Jie*

(* Key Laboratory of 3D Information Acquisition and Application, Ministry of Education, Capital Normal University, Beijing 100048)

(** Institute of Earthquake Science, China Earthquake Administration, Beijing 100036)

Abstract

A new image defog algorithm based on the median dark channel prior (MDCP) was studied to deal with the existing DCP defogging methods' problems of inaccurate estimation of the global atmospheric light and no distinct image details after image defogging. The new algorithm uses an iterative Otsu algorithm to locate the ideal sky region and calculate the global atmospheric light, and then utilizes the MDCP algorithm to get the atmospheric transmission which declines with the changing of the depth of field, and applies the soft matting to optimization of the atmospheric transmission, and finally obtains the reflectance map to realize the effect of image defogging. The experimental results show that the proposed method can not only locate the effective region on the backgrounds very well, estimate the global atmospheric light precisely, but also reserve image details, strengthen the detail information, and realize the idea effect of defogging.

Key words: dark channel prior (DCP), Otsu algorithm, median dark channel prior (MDCP), defogging