

软件学报 ISSN 1000-9825, CODEN RUXUEW Journal of Software, 2014, 25 (Suppl. (2)): 268-277 ©中国科学院软件研究所版权所有.

雾天室外场景光照参数估计

付文晓1, 张 锐3, 林丽丽1, 钟 凡1, 彭群生4, 秦学英1,2

<sup>1</sup>(山东大学 计算机科学与技术学院,山东 济南 250101)
 <sup>2</sup>(山东省软件工程重点实验室,山东 济南 250101)
 <sup>3</sup>(山东财经大学 计算机科学与技术学院,山东 济南 250014)
 <sup>4</sup>(浙江大学 CAD&CG 国家重点实验室,浙江 杭州 310058)
 通讯作者:秦学英, E-mail: qxy@sdu.edu.cn

摘 要: 在雾天情况下,雾对光线的散射使得室外场景的光照发生很大变化,太阳光和天空光的参数估计变得更为复杂.结合雾天情况下的大气散射模型,提出了室外场景的雾天基图像模型,并基于该模型提出了雾天室外场景图 像光照参数估计算法.在已知场景基图像的条件下,利用迭代散射系数方法,优化求解雾浓度与场景深度图像,然后 通过对去雾图像进行分解,获得最佳的去雾图像以及正确的光照分解系数.算法能够得到较为精确的雾浓度与场景 深度图像.实验结果表明了算法的有效性.

关键词: 光照估计;雾天室外场景;基图像;深度图像;图像分解

中文引用格式:付文晓,张锐,林丽丽,钟凡,彭群生,秦学英.雾天室外场景光照参数估计.软件学报,2014,25(Suppl.(2)):268-277. http://www.jos.org.cn/1000-9825/14044.htm

英文引用格式: Fu WX, Zhang R, Lin LL, Zhong F, Peng QS, Qin XY. Illumination estimation of hazing outdoor scene. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2014,25(Suppl.(2)):268-277 (in Chinese). http://www.jos.org.cn/1000-9825/14044.htm

### **Illumination Estimation of Hazing Outdoor Scene**

FU Wen-Xiao<sup>1</sup>, ZHANG Rui<sup>3</sup>, LIN Li-Li<sup>1</sup>, ZHONG Fan<sup>1</sup>, PENG Qun-Sheng<sup>4</sup>, QIN Xue-Ying<sup>1,</sup>

<sup>1</sup>(School of Computer Science and Technology, Shandong University, Ji'nan 250101, China)

<sup>2</sup>(Shandong Provincial Key Laboratory of Software Engineering, Ji'nan 250101, China)

<sup>3</sup>(School of Computer Science and Technology, Shandong University of Finance and Economics, Ji'nan 250014, China)

<sup>4</sup>(State Key Laboratory of CAD&CG, Zhejiang University, Hang zhou 310058, China) Corresponding author: QIN Xue-Ying, E-mail: qxy@sdu.edu.cn

**Abstract:** In hazy weather condition, images of outdoor scene are greatly affected by light scattering. Due to the fog, image parameter estimation of sunlight and skylight becomes more complex. In accordance with the atmospheric scattering model, this paper formulates the basis image model of outdoor scene, and presents the algorithm of parameter estimation of haze image. By iterating the scattering coefficient, the algorithm produces the proper haze density and depth of the haze image. It then decomposes the haze-free image to obtain the right illumination coefficient, best haze-free image and combined image. Experimental results demonstrate the effectiveness of the proposed approach in finding the proper hazy density and the corrected depth image of the scene.

Key words: illumination estimation; hazing outdoor scene; basis image; depth image; image decomposition

增强现实技术将计算机生成的虚拟物体叠加到现实世界场景中去,从而实现虚拟与现实的融合.为使虚拟物体的外观与背景实现真实感融合,需要满足光照一致性<sup>[1]</sup>,因此在加入虚拟物体之前需要估计场景的光照参数.光照估计是计算机视觉中复杂而又重要的研究内容之一.

<sup>\*</sup> 基金项目:国家自然科学基金(61173070,61202149,61272431,61303089) 收稿时间: 2014-05-09;定稿时间:2014-08-19

### 付文晓 等:雾天室外场景光照参数估计

相对于室内场景来说,天气状况对室外场景光照产生巨大影响,在雾、霾等天气状况下,捕捉到的室外场景 图像与无雾的情况下差别很大.由于雾对光线的吸收和散乱,使得光照模型异常复杂,光照分析变得更加困难. 在对有雾图像进行光照参数估计时,需要改进光照明模型,既要对图像的雾参数进行估计,也要对图像进行正确 的光照参数分析.

本文在场景三维几何信息未知的情况下,将雾天大气物理模型引入到光照估计的框架中,提出雾天室外场 景图像的光照估计算法.在雾天情况下,大气粒子散射作用增强,相机捕捉到的图片中,光线强度退化符合雾天 气物理模型.通过对雾浓度的初始预估,加上交互得到场景中两点的深度值,利用天空光基图像与太阳光基图 像,得到场景的粗略深度图.通过光照改变对场景物体色度的改变规律,优化迭代雾浓度,得到图像天气状况下 的雾浓度值.恢复无雾的场景图像,分解无雾图像为天空光基图像与太阳光基图像的线性组合,得到太阳光与天 空光的强度系数,将恢复得到的基图像系数加入迭代优化中得到更精准的去雾图像、深度图像、重构图像.

### 1 相关工作

近年来,在计算机图形学领域有大量恢复场景光照的研究.根据获取手段的不同,获取场景光照的方法又分为3类:直接测量的方法、基于物理求解的方法、基于图像的光照分析方法.在增强现实的在线光照估计中,为满足实时性需求,一般采用基于图像的方法来进行在线参数估计,其中基于基图像的分解方法<sup>[2~6]</sup>是近年来提出的一类新方法,该类方法不需要场景三维几何信息.

在基于基图像的方法中,Liu 等人<sup>[2]</sup>给出了基于基图像分解的室外场景光照参数实时估计算法.该算法在离 线学习阶段求解出太阳光和天空光基图像,在在线阶段通过对太阳光基图像进行更新,实时求解视频中每一帧 的太阳光和天空光强度.但该方法需要用户交互划定阴影区域与非阴影区域获取光照参数初值,因此无法实现 光照参数的自动求解,并且结果与初值选取有密切的关系.Liu 等人<sup>[3]</sup>得出了自然场景中光照参数可以用一个关 于图像的统计参数的解析表达式表示,从图像的统计参数中得到场景的光照参数,该算法对于一些非常简单的 场景,如场景中所有像素点具有相同材质和相同的法向,算法会失效.文献[4]采用一幅阴天图像作为天空光基图 像的初始值,基于图像阴影区域像素亮度主要由天空光来提供的想法,将求解天空光基图像归结为一个最小化 的问题,该算法无需离线学习,也对场景材质没有特殊要求,但是当图像序列开始为阴天图像时,算法失效.Xing 等<sup>[5]</sup>采用一幅早晨图像作为天空光基图像初始值求解出天空光,利用交互获取法线向上(与入射光线方向一致) 的场景表面点,估算太阳光.Zhang 等人<sup>[6]</sup>在文献[2~5]的基础上,提出了视频序列的基图像分解光照估计算法.算 法首先利用 *k*-means 算法分析每个像素的时滞曲线来检测阴影像素,在此基础上自动估计天空光强度和天空光 基图像;然后将点的基曲线作为约束条件求解太阳光强度和太阳光基图像.该方法对场景材质没有特殊要求,也 不需要场景点的三维信息,并且在基图像中,能够反映场景中存在镜面反射的情况.然而这些方法都没有考虑在 雾天情况下的光照分解.

雾天气状况下,大气中气溶胶的存在被称为雾.雾的存在使得光在传播的过程中,发生了大量的散射,原本 应该进入成像表面的光照,发生了不同程度的衰减,并且由于大气粒子的散射特性,在场景中形成了一种二次光 源.在进行雾天图像光照信息分析时,需要考虑雾的特性,并模拟雾天光照传播特性,通过对雾建立模型,估计雾 参数,恢复场景被雾改变的光照信息,进而对场景光照参数进行正确的估计.

为了改善雾图像的视觉效果,去雾技术应运而生.现有的去雾技术中,基于雾天图像还原的方法,利用建立 雾物理模型,通过逆向求解,补偿因为雾造成的图像信息的损失,来改变雾天图像的视觉效果,使得图像场景看 起来更加清晰.基于雾天图像还原的方法中,偏微分方程的去雾方法<sup>[7]</sup>可以应用于处理场景景深变化较大的图 像.利用场景深度信息带入雾模型进行图像还原,文献[8,9]利用二值散射模型,提取场景深度信息;Narasimhan等 人<sup>[10]</sup>通过已知的 3D 模型结合用户交互匹配场景景深估算方法来获取场景点深度.文献[11]通过计算图片中的 边界信息,估算深度不连续边界,从不同天气条件下的两幅灰度图像中提取场景深度.Shwartz 等人<sup>[12]</sup>利用不同 方向上散射光的偏振特性,恢复场景深度信息.Kopf 等人<sup>[13]</sup>利用已知的三维模型匹配获取景深.还可以利用先 验信息,获取雾模型中大气传播项进行求解.Robby<sup>[14]</sup>通过最大化局部对比度,并基于 MRF 框架对结果进行规整 化,进行去雾.Fattal[<sup>15]</sup>假设光的传播和场景图像表面阴影在局部统计上不相关,在MRF框架的约束下,估计场景的反射度并推算出传输介质图.He 等人<sup>[16]</sup>提出了一种新的先验模式:DCP(dark channel prior),以此进行单幅图像去雾,该方法基于对无雾图像的统计,结合雾图像模型和软抠图插值方法,逐渐修复图像的局部信息.Kristofor等人<sup>[17]</sup>改进了 DCP 算法,提出 MDCP 算法,该方法以局部窗口内的中值来替代 DCP 算法中的最小值,算法速度更快,适用于实时视频去雾.雾图像还原方法的不断进步与改善,完善了雾物理模型,为正确的进行雾天光照参数分析奠定了基础.

## 2 雾天场景光照参数估计模型

为了估计雾天室外场景的光照参数,需要对晴天的光照估计模型进行更新,建立雾天光照参数估计模型.

#### 2.1 基图像分解模型

本文采用文献[6]的光照模型,将太阳光近似为平行光,天空光近似为分布不变的面光源,并将太阳光和天空 光基图像定义为太阳光和天空光单位辐射度下的场景全局光照明图像.因此,一幅室外场景图像表示为太阳光 基图像和天空光基图像的线性组合:

$$I(x,\lambda,s) = l_{sun}(\lambda,s)B_{sun}(x,\lambda,s) + l_{skv}(\lambda,s)B_{skv}(x,\lambda,s)$$
(1)

其中,  $B_{sun}(x,\lambda,s)$  和  $B_{sky}(x,\lambda,s)$  分别是 s 时刻入射光波长为  $\lambda$  时的太阳光和天空光基图像,  $l_{sun}(\lambda,s)$  是 s 时刻到 达的太阳光强度系数,  $l_{sky}(\lambda,s)$  是 s 时刻天空光强度系数.

### 2.2 雾天光照明模型

雾天气情况下,相机所在的位置即为观测点,那么到达观测点的光线组成部分可以分为两部分:衰减的直接 光照和大气光,文献[18]给出了光照衰减模型和大气光照模型.对于平行光束,距离光源 d 处光辐照度为

$$E(d,\lambda) = E_0(\lambda) e^{-\beta(\lambda)d}$$

其中,  $E_0(\lambda)$  表示在光源处的光辐照度,  $\beta(\lambda)$  (大气散射衰减系数)表示雾浓度,在同一水平面均匀介质中,是一个可变常值.

对于大气光,距离视点 d√a<sup>2</sup> + b<sup>2</sup> 处光辐照率为

$$L(x,\lambda) = L_h(\infty,\lambda)(1 - e^{-\beta(\lambda)d}),$$

其中, L<sub>h</sub>(∞,λ) 代表无限远的地平线处的大气辐照率.

根据上述理论,雾天图像可以简化表示为

$$I(x) = t(x)J(x) + (1 - t(x))A,$$

其中, J(x) 代表场景辐射率, A 代表全局环境光,  $t(x) = e^{-\beta(\lambda)d(x)}$ ,表示大气传输介质, t(x)J(x) 代表到达相机的衰减的直接光照, (1 - t(x))A 代表大气光.该图像模型广泛用于图像去雾技术中.

## 2.3 雾天场景模型

结合基图像分解模型和雾天光照明模型,可以得到单幅雾天场景图像基图像分解模型:

$$I(x) = e^{-\rho(x)a(x)} (l_{sun}(\lambda)B_{sun}(x,\lambda) + l_{sky}(\lambda)B_{sky}(x,\lambda)) + (1 - e^{-\rho(x)a(x)})A$$

(2)

通过对大气传输项 e<sup>-β(λ)d(x)</sup>的估计,去除场景中的大气光部分,通过还原衰减进而得到正确的场景光照图. 公式(2)中仅已知雾图像,要恢复光照参数非常困难.因此,本文先利用文献[6]的方法求解与源图像拍摄日期相 近的图像序列的太阳光和天空光基图像,并找出与源图像拍摄时刻太阳高度角和方位角相同的太阳光基图像. 这样公式(2)中场景的太阳光基图像 B<sub>sun</sub>(x,λ)和天空光基图像 B<sub>sky</sub>(x,λ)也为已知项(为方便以下简为写 B<sub>sun</sub>(x),B<sub>sky</sub>(x)).未知项有表示雾浓度的β、代表场景点到相机的距离 d、环境光常数 A,以及需要恢复的太阳光 系数 l<sub>sun</sub>(λ),天空光系数 l<sub>sky</sub>(λ)(以下简写为 l<sub>sun</sub>,l<sub>sky</sub>).因此,公式(2)中有 3 个已知数,5 个未知数,这仍然是一个 欠约束问题. 付文晓 等:雾天室外场景光照参数估计

# 3 雾天图像光照参数估计

算法利用单幅雾天图像及预先求出的太阳光和天空光基图像估计光照参数,流程如图 1 所示.算法结合雾 天物理模型,利用先验获得的有限点的深度 d<sub>0</sub>和 d<sub>1</sub>及初始雾浓度β,获得整个场景的初始光照参数 l<sub>sky</sub>和 l<sub>sun</sub>,然 后求出粗略深度图像、去雾图像及基图像线性组合生成的重构图像,再根据去雾图像与重构图像的色度差值图 像优化雾浓度β,利用去雾图像优化更新光照参数 l<sub>sky</sub>和 l<sub>sun</sub>,从而得到最优解.



图 1 整个算法流程图

## 3.1 添加约束条件

在求解公式(2)这个欠约束问题时,需要利用先验添加约束条件,进而求得问题的解.要恢复太阳光和天空光系数,因此首先对公式中的其他未知项全局环境光和大气传输介质添加约束条件.

# 3.1.1 全局环境光

公式(2)中 A 称为全局环境光,对于一个固定场景来说是一个常数.当对其辐照率在距离 d 上卷积时,可以 得到 A 的值,它等于距离地平线无限远处的大气光辐照率.带有天空区域的图像,对于场景物体来说,天空的距 离是无限远的,因此选择天空区域的像素值来量化 A,如图 2 所示.



图 2 方框区域内像素值用来初始化全局环境光 A



图 3 区域的两点相对关系示意图

## 3.1.2 雾浓度

由于不同地区不同天气状况下大气粒子浓度的不确定性,一般难以得知 β 的确切值.然而对于一个固定的 时刻来说,假定场景中大气粒子的分布是均匀的,因此对于同一场景固定时刻来说,雾浓度的 β 是一个定值.初 始化雾浓度为 β<sub>0</sub>. 3.1.3 场景深度值

初始得知场景点的确切深度值是未知的,但是通过交互,标记场景中两点,通过交互判断场景中物体间的距离相对关系(比如场景中树木的高度,人的高度),可以给出两点的初始深度值,作为初始输入.如图 3 所示.

## 3.2 去雾求解

272

选取图 3 中小方点区域内的两点记为 *p*<sub>0</sub>, *p*<sub>1</sub>;通过对其相对位置的判断,记其深度分别为 *d*<sub>0</sub>, *d*<sub>1</sub>;选取图 2 中 方框内的天空区域像素均值作为 *A* 的初始值,得到一个二元一次方程组:

$$\begin{cases} I(p_0) = e^{-\beta_0 d_0} \left( l_{sun} B_{sun}(p_0) + l_{sky} B_{sky}(p_0) \right) + \left( 1 - e^{-\beta_0 d_0} \right) A \\ I(p_1) = e^{-\beta_0 d_1} \left( l_{sun} B_{sun}(p_1) + l_{sky} B_{sky}(p_1) \right) + \left( 1 - e^{-\beta_0 d_1} \right) A \end{cases}$$

通过求解方程组得到初始太阳光和天空光系数:

$$l_{sun}^{0} = (KB_{sky}(p_{1}) - MB_{sky}(p_{0})) / S,$$
  
$$l_{sky}^{0} = (KB_{sun}(p_{1}) - MB_{sun}(p_{0})) / S'.$$

其中

$$K = (I(p_0) - A(1 - e^{-\beta_0 d_0})) / e^{-\beta_0 d_0},$$
  

$$M = (I(p_1) - A(1 - e^{-\beta_0 d_1})) / e^{-\beta_0 d_1},$$
  

$$S = B_{sun}(p_0) B_{sky}(p_1) - B_{sun}(p_1) B_{sky}(p_0),$$
  

$$S' = B_{sky}(p_0) B_{sun}(p_1) - B_{sky}(p_1) B_{sun}(p_0)$$

将初始太阳光和天空光系数带入公式(1),得到两幅图像,一幅图像为有雾图像去雾后的图像 J(β<sub>0</sub>),一幅为基图像线性组合生成的重构图像 I(β);另外还能得到图像场景点的粗略深度图像.

# 3.3 去雾优化

在算法求解过程中,雾浓度 $\beta$ 的选取非常重要,依据 $\beta$ 来求解场景的太阳光和天空光系数,进而求解场景 点的深度值,然后恢复去雾后的图像.初值 $\beta_0$ 一般不符合源图像当天当时的天气状况,所以需要不断的优化 $\beta$ .

在分解模型中,通过去除雾影响得到的图像  $J(\beta)$ ,利用求得的太阳光与天空光系数与基图像重构得到图  $\hat{f}(\beta)$ .理论上,这两幅图像生成的结果应该是一致的,即  $J(\beta) = \hat{I}(\beta)$ .以此可以求得符合源图像天气状况的物 浓度  $\hat{\beta}$ .然而受实际计算的影响,两幅图像不可能完全一样,所以可以通过最小化两幅图像的差值来计算:

$$\hat{\beta} = \min_{\beta \in [\beta_{\min}, \beta_{\max}]} (J(\beta) - I(\beta))$$
(3)

 ${\mbox{$\sharp$}} {\mbox{$\sharp$}} {\mbox{$\sharp$}} {\mbox{$\sharp$}}, J(\beta) = I - A \big(1 - {\rm e}^{-\beta d}\big) / {\rm e}^{-\beta d}, \\ \hat{I}(\beta) = (l_{sun}^{(\beta)} B_{sun}(x) + l_{sky}^{(\beta)} B_{sky}(x)).$ 

同一场景的在晴朗天气下不同强度的光照所产生的色调变化遵循一定的规律:在同样的室外场景中,以天 空光和太阳光为主要光源条件下,在太阳一直照射的区域或者一直未照射到的区域,即使光照发生了变化,其色 度差保持在一定的范围内.色度差较大的区域表现为阴影变化区域,如图 4 所示.



图 4 左边上下两幅图像为两幅不同光照情况下的图像,右图为两幅图像的色调差值

付文晓 等:雾天室外场景光照参数估计

利用图像的色调信息,对公式(3)的最优解进行迭代,每次迭代的时候,都能生成新的天空光强度系数了 *l<sub>skv</sub>、*太阳光强度系数 *l<sub>sun</sub>、场景深度图 D、*去雾图像 J、以及基图像线性重构图像 Î.一旦得到去雾图像与重构 图像,将图像的色调差控制在一定的阈值之内,并且使得全局的色调信息差最优,得到公式(4),最终得出最符合 当天当时对应场景天气状况的雾浓度.

$$\hat{\beta} = \min_{\beta \in [\beta_{\min}, \beta_{\max}]} \left( \sum_{x \in I} \left( H(J(\beta)) - H(\hat{I}(\beta)) \right) \right)$$
(4)

其中,  $J(\beta)$ ,  $\hat{I}(\beta)$  同公式(3).

Ê®Ó;

在更新迭代的过程中,随着雾浓度的增加,得到的去雾后的效果看起来越来越好,但是相应的基图像重构图 像越来越暗,色调也发生了改变.在重构图像中,*l<sub>sun</sub>和 l<sub>skv</sub>*的作用非常明显.在优化过程中,相应地太阳光强度系数 *l<sub>sun</sub>*和天空光强度系数 *l<sub>skv</sub>*也在发生改变.根据光照模型得知,基图像是非负的,同样光照系数也不可能是出现负 值,并且因为雾天气的特殊性,光照系数的三通道相对平衡,因此需要增加这个约束条件得到公式(4),这样最终 迭代优化出来的解才是符合现实的解.

### 3.4 图像光照系数优化

通过迭代优化雾浓度,可以获取符合当天当时天气情况下的最优雾浓度值,并以此得到无雾图像.在这一小节中,将基图像分解方法<sup>[6]</sup>对去雾图像进行分解,优化太阳光与天空光的强度系数,并将优化的结果加入整体算法的优化过程中,最终得到准确的去雾图像图以及天空光强度系数与太阳光强度系数.

对去雾图像进行基图像分解,公式为

$$(\hat{l}_{sun}, \hat{l}_{sky}) = \min_{\substack{l_{sun} \in \mathbb{R}^+ \\ l_{sky} \in \mathbb{R}^+}} \left( J(\beta) - l_{sun} B_{sun}(x) - l_{sky} B_{sky}(x) \right)$$
(5)

利用最小二乘法来解公式(5).通过第 3.3 节得知,天空光强度系数与太阳光强度系数是进行迭代优化的关键数据之一.因此,根据公式(5)的求解,能够得到一个更加准确的 *l*<sub>sun</sub> 和 *l*<sub>skv</sub>,将其带入整个算法的优化迭代过程中,最终得到有雾图像光照参数分析的结果.

# 4 实验与分析

实验的已知雾天图像、太阳光基图像和天空光基图像如图 5 所示.图 5 中的左图为有雾图像,右图上为太阳光基图像,右图下为天空光基图像.



图 5 算法的输入图像

雾浓度 β(大气散射衰减系数)的值与雾天气下构成雾的气溶胶粒子大小相关,根据文献[19]可以得知,大气 散射衰减系数:

$$\beta = \frac{8\pi^3 (n^2 - 1)^2}{3N \lambda^4}$$

其中,Ns 表示气溶胶粒子半径,n 表示粒子数量, λ光照波长.本文带入雾天气溶胶半径值,得到雾浓度 β的区间为

[0.0030,0.0080].当算法  $\beta_0 = 0.0030$  时,通过第 3.2 节去雾求解后得到的去雾图像 J( $\beta_0$ )和重构图像  $\hat{I}(\beta)$ ,以及深 度图像,如图 6 所示.图 6 的左图是初始去雾效果之后的图像 J( $\beta_0$ ),中间的图是基图像线性重构的图像  $\hat{I}(\beta_0)$ ,右 图是场景点深度图像.



图 6

从图 6 深度图可以看出,图像中出现很多斑块,去雾后的图像与基图像重构图像之间差值非常大,深度图的 变化连续性也很差,大量的物体被划分成了同一深度区域,并且深度图像中出现了大量的深度错误的点.这说 明,算法的初值选取并不符合图像场景的实际情况,需要迭代优化.

图 7 和图 8 显示了去雾优化迭代过程中产生的一些结果,各帧对应的光照参数和色调差异均值(diff)见表 1.对于天空区域,由于距离设定的无限值,对于深度求解会出现大幅度跳跃,因此对于去除雾后的天空区域进行 剔除.从图中可以看出,从最开始的场景中出现大量的色斑,到逐渐信息平滑,场景更加贴合原有场景的色彩,去 雾图像与天空光基图像几间的差值也越来越小.从远处山的色度差图可以看出,因为山的距离太远,雾浓度很大 的情况下,其在源图像中体现的信息非常的少,因此对于去雾图像与重构图像来说,远处山位置的色度差一直非 常大.此处深度图像的表示将深度值规划到 255 以内的调整值.



图 7 迭代过程中的第 300,400,500 帧,左图第 1 行为去雾效果图(天空区域已去除), 第 2 行为基图像重构图,右图第 1 行为求解的深度图,第 2 行为色调差异图



图 8 迭代过程中的第 550,600,670 帧,左图第 1 行为去雾效果图, 第 2 行为基图像重构图,右图第 1 行为求解的深度图,第 2 行为色调差异图

团确詬	l <sub>sun</sub>			l <sub>sky</sub>			D:A
国家帜	R	G	В	R	G	В	Dijj
300	1.040	1.140	1.050	0.928	0.654	0.210	13.25
400	0.921	1.077	0.992	0.813	0.525	0.168	11.51
500	0.799	1.011	0.933	0.677	0.376	0.116	9.216
550	0.737	0.978	0.902	0.600	0.294	0.086	8.331
600	0.674	0.944	0.872	0.517	0.206	0.053	7.506
670	0.584	0.896	0.828	0.389	0.072	0.002	6.656

表1 去雾优化迭代得到的光照参数和色调差异均值

由深度图可以看出,迭代过程中,深度信息趋于完整,场景中深度出错的点越来越少,深度也越来越平滑,更 加符合真实的场景信息.

对于路面上的点容易出现错误深度信息,原因为源图像场景中,雾并不是唯一的影响因子,还出现了雨的 因素.雾对场景的影响在于,雾使得像素点的 3 个通道值趋于平均,并且像素值变大,在雾越浓的地方,局部窗口 内的颜色值变化越平缓;而雨的影响并不如此,在雨的作用下,建筑物表面附上一层水珠,因此看起来改变了建 筑物本身的材质属性,在地面等趋于,由于雨滴与土的混合作用,使得路面的整体颜色混合黑色的因素,这与模 型中的雾的先验知识是相悖的,因此在求解时,路面区域在雨的作用下区域黑色,而算法认为它是在雾的作用下 亮度得到提升的,因此深度值求解会出现错误值的概率较大.

对于场景的深度图进行仔细分析发现,深度图在原本图像中场景材质颜色显示为白色的区域(右侧玻璃墙 上的白色条纹,主建筑物上的白色条纹),深度信息明显不连贯.这是因为对雾的先验:雾提高了场景中物体的亮 度,RGB 通道值变大,三通道值变均衡.然而白色区域原本就有这些特征,在模型中,白色被错误的分析为受雾影 响较大的区域,因此深度值求解不是很准确.

图 9 显示了加入了图像光照系数优化后的最终算法迭代过程中产生的一些结果,最终算法迭代过程中的 第 300,450,570 帧,左图第 1 行为去雾效果图,第 2 行为基图像重构图,右图第 1 行为求解的深度图,第 2 行为色 调差异图.各帧对应的光照参数和色调差异均值(diff)见表 2.



图 9

表2 最终迭代算法得到的光照参数和色调差异均值

图像帧	l <sub>sun</sub>				D;#		
	R	G	В	R	G	В	Dijj
300	1.023	1.128	1.039	0.890	0.615	0.189	3.428
450	0.835	1.026	0.946	0.685	0.389	0.107	1.788
570	0.678	0.942	0.869	0.480	0.170	0.023	1.645

图 10 是本文算法应用到增强现实中的例子.太阳的高度角和方位角由图像拍摄时间和地点的经纬度(济南,北纬 36°40′,东经 117°00′)计算出,然后利用本文算法求得的光照参数绘制虚拟物体并将其合成到背景中.如 图 10 所示,左图为去雾后虚实融合的效果,右图为原图像虚实融合的效果,图中虚拟物体为中间偏上的半球.从 图中可以看到,半球的外观和背景图像的光照保持一致.



图 10 增强现实效果图.左图为去雾后图像虚实融合的效果, 右图为原图像虚实融合的效果,图中虚拟物体为中间偏上的半球

## 5 总结与展望

基于雾天图像模型基图像分解算法,本文主要提出了一种室外有雾场景的光照估计的新方法.在已知有雾 图像、太阳光基图像和天空光基图像的条件下,通过控制变量的方法得到初值,不断迭代优化寻找使能量方程 最小值的解析解,并利用光照分解系数去循环优化去雾过程中的图像恢复技术,使得求得的解更稳定,差值更 小.本文算法能够求解出正确的光照系数,并且还原当天图像.作为算法的副产物,还求解出了场景点的深度值, 以及当天当时天气状况下代表雾浓度的大气散射系数.与以往的去雾算法相比,本文的算法恢复到的深度值更 加的准确,并且恢复了大气散射系数值;与以往的光照分析算法相比,本文提出了再有雾天气下室外场景的光照 分析,这是以前的工作所没有涉及到的领域.

本文算法还存在许多需要改善的地方,比如先验约束值较多,需要用户的输入获取深度初值;对于图像中的 白色区域深度值求解出错,不连贯;对于天空区域处理不够好.因此在之后的工作中,可以针对这些问题对算法 做出相应的更改,使得算法更加稳定.

#### Reference

- [1] Liu YL. Illumination analysis of outdoor scenes [Ph.D. Thesis]. Hangzhou: Zhejiang University, 2009 (in Chinese with English abstract).
- [2] Liu YL, Qin XY, Xu SH, Nakamae E, Peng QS. Light source estimation of outdoor scenes for mixed reality. The Visual Computer, 2009,25(5-7):637-646. [doi: 10.1007/s00371-009-0342-4]
- [3] Liu YL, Qin XY, Xing GY, Peng QS. A new approach to illumination estimation based on statistical analysis for augmented reality. Computer Animation and Virtual Worlds, 2010,21(3-4):321–330. [doi: 10.1002/cav.357]
- [4] Liu YL, Xing GY, Qin XY, Peng QS. Real-Time outdoor illumination estimation based on energy optimization. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2011,23(1):132–137 (in Chinese with English abstract).
- [5] Xing GY, Zhou XH, Liu YL, Qin XY, Peng QS. Online illumination estimation of outdoor scenes based on videos containing no shadow area. Science China (Information Sciences), 2013,56(3):1–11. [doi: 10.1007/s11432-012-4780-7]
- [6] Zhang R, Zhong F, Lin LL, Xing GY, Peng QS, Qin XY. Basis image decomposition of outdoor time-lapse videos. The Visual Computer, 2013,29(11):1197–1210. [doi:10.1007/s00371-013-0776-6]
- [7] Sun YB, Xiao L, Wei ZH, Wu HZ. Method of defogging image of outdoor scenes based on PDE. Journal of System Simulation, 2007,19(16):3739-3744 (in Chinese with English abstract). [doi: 1004-731X (2007) 16-3739-06]
- [8] Narasimhan SG, Nayar SK. Chromatic framework for vision in bad weather. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society Press, 2000. 598–605. [doi: 10.1109/CVPR.2000.855874]
- [9] Narasimhan SG, Nayar SK. Vision and the atmosphere. International Journal of Computer Vision, 2002,48(3):233-254. [doi: 10.1023/A:1016328200723]

- Color and Photometric Methods in Computer Vision. IEEE Computer Society Press, 2003. 1–8. [11] Narasimhan SG, Nayar SK. Contrast restoration of weather degraded images. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine
- Intelligence, 2003,25(6):713-724. [doi: 10.1109/TPAMI.2003.1201821]
- [12] Shwartz S, Namer E, Schechner YY. Blind haze separation. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society Press, 2006. 1984–1991. [doi: 10.1109/CVPR.2006.71]
- [13] Kopf, Neubert B, Chen B, Cohen MF, Cohen-Or D, Deussen O, Uyttendaele M, Lischinski D. Deep photo: Model based photograph enhancement and viewing. ACM Trans. on Graphics, 2008,27(5):1–10. [doi: 10.1145/1409060.1409069]
- [14] Robby T. Visibility in bad weather from a single image. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society Press, 2008. 1–8. [doi: 10.1109/CVPR.2008.4587643]
- [15] Fattal R. Single image dehazing. ACM Trans. on Graphics, 2008,27(3):1–9. [doi: 10.1145/1360612.1360671]
- [16] He KM, Sun J, Tang XO. Single image haze removal using dark channel prior. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society Press, 2009. 1956–1963. [doi: 10.1109/CVPR.2009.5206515]
- [17] Kristofor G, Vo D, Nguyen T. An investigation in dehazing compressed images and video. In: Proc. of the OCEANS 2010. IEEE Computer Society Press, 2010. 1–8. [doi: 10.1109/OCEANS.2010.5664479]
- [18] McCartney EJ. Optics of the Atmosphere: Scattering by Molecules and Particles. New York: John Wiley and Sons, 1976. 123–129.
- [19] Nishita T, Sirai T, Tadamura K, Nakamae E. Display of the earth taking into account atmospheric scattering. In: Proc. of the SIGGRAPH 20th Annual Int'l Conf. on Computer Graphics and Interactive Techniques. ACM Press, 1993. 175–182. [doi: 10.1145 /166117.166140]

### 附中文参考文献:

- [1] 刘艳丽.室外场景的光照分析研究[博士学位论文].杭州:浙江大学,2009.
- [4] 刘艳丽,邢冠宇,秦学英,彭群生.基于能量优化的在线室外光照估计算法.计算机辅助设计与图形学学报,2011,23(1):132-137.
- [7] 孙玉宝,肖亮,韦志辉,吴慧中.基于偏微分方程的户外图像去雾方法.系统仿真学报,2007,19(16):3739-3744. [doi:1004-731X (2007)16-3739-06]



**付文晓**(1989-),女,山东济南人,硕士,主 要研究领域为增强现实,计算机视觉. E-mail: Vanessafoo.foo@gmail.com



张锐(1979-),男,博士,副教授,主要研究
 领域为增强现实,计算机视觉.
 E-mail: zhchchao@sina.com



林丽丽(1986-),女,硕士,主要研究领域为 增强现实,人机交互. E-mail: happy503815936@163.com



**钟凡(1982-)**,男,博士,讲师,主要研究领 域为图像视频处理,计算机视觉. E-mail: Zhongfan@sdu.edu.cn

277





**秦学英(1966**-),女,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为增强现实,人机交互, 数字图像处理,计算机视觉. E-mail: qxy@sdu.edu.cn