

基于阴影和周边区域色差的光照条件和 光谱反射率计算方法

王 潇^{1,3}, 尧思远^{1,3}, 代朋纹^{1,3}, 王 蕊^{1,2,3}, 操晓春^{1,3}

(1. 中国科学院信息工程研究所信息安全国家重点实验室, 北京 100093; 2. 之江实验室, 浙江杭州 311100;
3. 中国科学院大学网络空间安全学院, 北京 100049)

摘要: 光照条件和光谱反射率对增强现实和场景渲染任务非常有用, 但是通过仪器采集比较困难, 因此根据普通图像计算光照条件和光谱反射率是重要的计算机视觉任务. 本文设计了一种通过分析场景中的阴影区域和周边区域颜色之间的色差, 无需训练数据即可计算场景的光照条件和光谱反射率的算法. 在自然场景中, 阴影区域由于遮挡只能接收和反射天空光, 而其周边的非阴影区域则同时受到太阳光和天空光的影响. 当阴影和非阴影区域有着相同的光谱反射率时, 两块区域颜色之间的色差反映了被遮挡光源的信息. 两块区域之间的颜色差异由光照条件造成, 又以光谱反射率为联系. 因此, 可以利用这两种颜色之间的关系计算光照条件和光谱反射率. 本文使用先验知识和模型公式化表达某一区域在光照下呈现在图像中的颜色, 然后基于两种颜色以及两者之间的色差设计了一种优化算法, 通过计算最优解来计算场景的光照条件以及光谱反射率. 通过在多个数据集上的一系列对比实验, 以及一个使用光照条件和光谱反射率来去除阴影区域的应用实验, 证明了该算法的准确性.

关键词: 阴影区域; 非阴影区域; 色差; 光照条件; 光谱反射率

基金项目: 国家自然科学基金企业创新发展联合基金重点支持项目(No.U20B2066); 科技创新2030-“新一代人工智能”重大项目课题(No.2020AAA0109304); 之江实验室开放课题(No.2021KB0AB01)

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2023)08-2098-12
电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.12263/DZXB.20211291

Estimating Illumination Condition and Spectral Reflectance Based on the Color Variation Between Shadowed Region and Its Surrounding Regions

WANG Xiao^{1,3}, YAO Si-yuan^{1,3}, DAI Peng-wen^{1,3}, WANG Rui^{1,2,3}, CAO Xiao-chun^{1,3}

(1. State Key Laboratory of Information Security, Institute of Information Engineering, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100093, China;
2. Zhejiang Laboratory, Hangzhou, Zhejiang 311100, China;
3. School of Cyber Security, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: The illumination condition and the spectral reflectance are very useful for scene rendering and augmented reality but difficult to collect. Thus, it is an important task to get them from ordinary image. In this paper, we proposed a method that estimates illumination condition and spectral reflectance of natural scene without training process by analyzing the color variation between shadowed region and its surrounding regions. In natural scenes, the shadowed region was only lighted by skylight while its surrounding unshadowed regions were lighted by both sunlight and skylight. The color variation between them was the effect of shielded light source when they had the same spectral reflectance. The difference between these two colors was caused by the illumination condition of captured scene, while they were connected by their spectral reflectance. These colors provided the cue to calculate the illumination condition and the spectral reflectance. We formulated the whole process of image generation using prior knowledge and model. Then, we designed an optimization function based on the relationship between these colors to estimate the illumination condition and the spectral reflectance. The results of comparison experiment and the application experiment on shadow removal showed that the proposed method performed favorably against the state-of-the-art methods.

Key words: shadowed region; unshadowed region; color variation; illumination condition; spectral reflectance

Foundation Item(s): National Natural Science Foundation of China Under Grants (No.U20B2066); National Key Research and Development Program of China (No.2020AAA0109304); Open Research Projects of Zhejiang Lab (No.2021KB0AB01)

1 引言

物体呈现在图像中的颜色主要受场景的光照条件和物体的光谱反射率影响。利用场景的光照条件,能够较为完美地将三维模型融入场景之中^[1],这对增强现实(Augmented Reality)任务非常有用。如果能够获得场景中物体的光谱反射率,就能够更准确地计算物体在不同的光照条件下呈现出的颜色,实现场景再渲染的目的。同时,物体的光谱反射率已经被证明在一些计算机视觉应用中有很大的用处,比如场景分割^[2]、物体分类^[3-5]、目标跟踪^[6]、材料识别^[7]和地球观察^[8]等。

由于直接收集光照条件和光谱反射率要使用专业设备,不仅困难、昂贵,而且不够准确^[9],因此,研究者们基于不同的原理,设计方案从普通的RGB图像中通过计算获得场景的光照条件和光谱反射率。现有的计算光照条件和光谱反射率的方法通常都假设除了要计算的要素之外,其余和图像成像相关的要素均为已知或者已经建模。例如,早期计算光照条件的方法^[10,11]需要额外输入场景中物体的几何信息和反射函数模型,场景中的光源分布情况假设为单光源场景,对光源特征的计算仅限于位置信息,没有考虑光谱信息。后续计算光照条件的方法^[12]虽然使用了包括阴影区域在内的多种要素来计算,但在该方法中,阴影区域的主要作用是与其对应的遮挡物结合起来计算光源的角度,对光源的光谱信息缺乏估计。最近提出的基于深度学习的光照条件计算方法^[11,13]则面临训练数据收集困难的问题,有些方法^[14]需要使用合成数据辅助训练。早期的计算光谱反射率方法,例如本征图分解算法^[15]和Shape-From-Shading^[16],通过假设场景中所有物体的反射函数均为Lambertian函数,同时假定场景中的光照条件为理想化的单光源照明,来简化对物体光谱反射率的计算。这些计算方法的主要问题是假设物体的光谱反射率只在3个特定的波长有数值。虽然这样能够简化计算,但是和实际情况不完全相符。后续的方法^[17]利用更精确的先验模型模拟反射函数和光照条件。但是场景中物体的几何信息仍然需要提前给定,对光谱反射率的计算也同样被限制在3个特定的波长。最近几年,深度学习算法^[14]也开始被用于计算场景的光谱反射率并获得了较为准确的结果。但是现有的深度学习算法在训练深度神经网络时需要大量的标注数据,由于要使用专业设备获取训练数据,这类算法同样存在数据收集困难的问题。

为了解决现有方法存在的问题,本文提出了一种

利用图像中的信息和先验知识、无需训练数据即可计算光照条件和光谱反射率的方法。从图像中提取信息时,由于无法确保照射场景的光源会出现在图像中,为了保证方法的鲁棒性,计算方法不能以拍摄到的光源作为信息来源,需要根据所拍摄的场景计算光源的信息。在现实场景中,主要的光源是太阳和天空。在大部分情况下,太阳光和天空光混合在一起产生作用。想要分别计算这两者的信息比较困难,需要设计方法把这两种光源产生的影响分开。为此,需要从场景中寻找只有一个光源起作用的区域作为参考区域。在自然场景中,阴影区域由于受到遮挡,只能接收到天空光,是天然的参考区域。在阴影区域周围,通常还存在和阴影区域有着相同的光谱反射率的非阴影区域。这两种区域在光照条件上的差异和光谱反射率上的联系为计算光照条件和光谱反射率提供了契机。已有的根据阴影区域分析场景光照条件的方法^[11,18]没有使用这种联系,因此这些方法计算的是场景中的光源相对于物体的位置,无法计算光源的光谱信息,也无法进一步计算物体的光谱反射率。

基于阴影区域和非阴影区域之间的色差,本文提出一种计算光照条件和光谱反射率的方法。由于阴影区域只受到天空光的影响,在同一图像中和阴影区域有相同光谱反射率的非阴影区域受到太阳光和天空光的共同作用,这两种区域之间的颜色差异反映了此区域在只受到太阳光照射时呈现出的颜色。接下来,根据图像的成像过程对图像中像素的颜色进行分析建模,将光照条件和光谱反射率转化为特定的参数模型,其余成像过程中要素的模型和参数则使用已知的模型和数据。然后,利用所采用的先验模型公式化表达像素的颜色,将光照条件和光谱反射率的计算转化为对相应模型参数的计算。最后,通过优化目标函数的方式计算场景的光照条件和光谱反射率。这个流程的示意图如图1所示。

本文的主要创新点可以概括如下:通过分析阴影区域和其周边非阴影区域之间在颜色上的差异和联系,提出了一种新的计算场景的光照条件和光谱反射率的方法,并且在已知的方法中,本方法是第一个利用阴影区域的特征对光照条件和光谱反射率进行同时计算的方法;由于阴影区域和周边区域的颜色可以从图像中直接获得,本方法避免了额外的信息输入;本方法在计算过程中不需要训练数据作为指导。对比实验和应用实验的结果证明了本方法的可靠性和准确度。

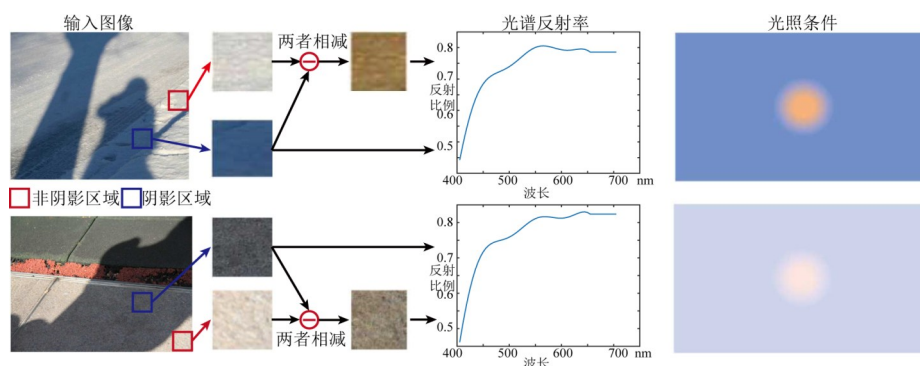


图1 本文所提方法的流程示意图

2 问题描述

本文的输入是一张由普通相机拍摄的有阴影区域的图像,表示为 $X \in \mathbf{R}^{M \times N \times 3}$, M 和 N 表示输入图像的分辨率,目标是计算所拍摄场景的光照条件和光谱反射率.光照条件包括光源的位置、光源的亮度和光源的光谱3种信息.其中,光源的位置和光源的亮度需要所拍摄场景的几何信息和相机传感器的响应曲线才能进行计算,普通图像缺少和这些参数相关的先验知识,很难计算这些信息.本文通过使用特定的先验模型来避免使用这两个信息.根据阴影区域计算的是光源的光谱,即太阳光的光谱 $E_{\text{sun}}(\lambda)$ 和天空光的光谱 $E_{\text{sky}}(\lambda)$.其中, λ 代表光的波长,取值范围为400~700 nm的可见光波段, E 代表该波长在光源所发出的光中占的能量比例.场景的光谱反射率在本文中用高光谱图像的形式表示,字母表达为 $Y \in \mathbf{R}^{M \times N \times C}$.在本文中,高光谱图像的维度 C 设定为31,两个维度之间的步长是10 nm,每个维度用来表示对应波段的反射率信息.

为了计算所拍摄场景的光照条件和光谱反射率,本文需要一块阴影区域以及一块和阴影区域有相同材质的非阴影区域.阴影区域的平均颜色用 I^s 表示,非阴影区域的平均颜色用 I^u 表示.这两块区域根据现有阴影检测算法的检测结果或者人工标注的阴影区域筛选.本文设计了一种寻找和阴影区域有相同光谱反射率的非阴影区域的方法:输入原始图像和阴影区域的标注结果之后,首先将输入图像按照颜色和亮度进行分割,根据输入的阴影区域标注结果定位阴影区域,取其中面积最大的阴影区域作为备选目标阴影区域;然后将该区域进行形态学膨胀运算,膨胀区域所覆盖的非阴影区域作为可能有相同光谱反射率的待选区域;最后,在待选区域中寻找和目标区域有着最小优化误差的区域作为最终选定的非阴影区域,优化误差将在第4节中定义.

在选定了阴影区域和非阴影区域并计算了各区域的平均颜色之后,下一步根据相机拍摄场景的原理,用公式表达两块区域的平均颜色,以便进一步探究光照

条件和光谱反射率对区域颜色的影响.用 M 表示生成图像的整个过程,两块区域的颜色可以分别用公式表达为 $I^u = M(E_{\text{sun}}, E_{\text{sky}}, Y)$, $I^s = M(E_{\text{sky}}, Y)$.基于这两个公式,本文的目标函数可以表达为

$$\{E_{\text{sun}}, E_{\text{sky}}, Y\} = M^{-1}(I^u, I^s) \quad (1)$$

从式(1)可以看出,本文的输入数据只有两个颜色对应的六个颜色通道的响应值,而高光谱图像 Y 有31个数值需要求解.因此,本文所研究的是一个不适定(ill-posed)问题,需要先验知识辅助求解.为了减少先验知识的获取难度和鲁棒性,使用的先验知识要尽可能与图像中所拍摄内容没有联系.基于这两个要求,可以看出图像的生成过程 M 最重要.因此,本文的首要任务是利用先验知识对 M 进行分析建模,然后利用建模的结果计算光照条件和光谱反射率.

3 先验模型

为了对图像生成的过程 M 进行建模,本文首先利用先验知识对物体的颜色最终呈现在图像中之前的整个过程进行分析并构建先验模型.

物体成像的整个过程分为3个步骤:首先,光源发射出具有特定光谱和亮度的光;然后,物体表面根据自身的特征对接收到的来自光源的光进行反射;最后,反射光到达传感器被转化为颜色信息.在这3个步骤中,共计6个要素需要进行分析建模,分别是光源的光谱、光源的亮度、光源的位置、物体的反射函数、物体的光谱反射率和传感器的转化参数.在这6个要素中,对光源亮度的估计受到众多因素的制约,包括曝光参数、信号增强的系数以及传感器对亮度的响应曲线等,无法根据图像本身进行分析.因此,本文在利用算法分离不同光源的影响后,将所有的颜色进行亮度归一化,以此来忽略亮度信息.剩余的5个要素中,光源的位置通过使用特定的物体反射函数来解决,其余的3个要素(光源的光谱、物体的光谱反射率和传感器的转化参数)和物体呈现在图像中的颜色直接相关.其中,传感器的转化参数由拍摄用的相机决定,不在本文的计算范围内,

转化参数的数值根据先验知识进行提前设定,光源的光谱和物体的光谱反射率根据先验知识进行参数化表达.

3.1 反射函数

在计算机图形学领域中,使用双向反射函数(Bidirectional Reflection Distribution Function, BRDF)模拟物体表面对入射光的反射现象.双向反射函数中的双向指入射光和反射光的方向,函数内容为入射光和反射光之间的亮度比例.研究者们已经提出了多种双向反射函数来模拟真实世界中各种材质的反射函数.本文采用Lambertian模型^[19]模拟物体表面的反射函数.该模型假定物体的反射光亮度和光源的位置以及反射光的角度没有关系,反射光沿着能观察到反射点的半球面均匀分布.根据光学原理,反射光的亮度和入射光的角度、物体表面的法向量以及观察者的角度都有关系,Lambertian模型并不完全符合实际情况.但是在本文中,要分析的两个区域不仅有相同的材质,而且在大部分情况下两者的距离很近,法向量方向也相同.因此,本文假定这两个区域的反射函数相同,采用Lambertian模型带来的计算误差可以忽略.

3.2 传感器的转化参数

传感器的转化参数主要由相机的光学传感器决定,而相机传感器的转化参数对计算场景的光谱反射率有很大的影响^[20].计算传感器的转化参数需要保证所使用数据集中的图像都由同一个相机拍摄,该要求在实际应用中很难被满足.为了保证所提方法的鲁棒性,本文使用颜色空间的颜色匹配函数(Color Matching Functions, CMFs)模拟传感器的转化参数.

色度学中光谱信息转化为颜色信息有标准转化参数.但是由于不同的显示设备有不同的显色原理,根据各自的显色的原理从光谱转化而来的颜色信息也不一样,每个显色的原理对应的所有颜色被命名为颜色空间(Color Space),每一个颜色空间都有特定的转化参数,即颜色匹配函数.其中,sRGB颜色空间是目前最常用的颜色空间,也是最接近人类视觉系统的颜色空间.因此,本文采用sRGB颜色空间对应的颜色匹配函数作为传感器的转化参数,sRGB颜色空间对应的颜色匹配函数如图2所示.

3.3 光谱反射率

在对光谱反射率进行建模时,根据实验结果和前人的研究^[21],大部分自然场景的光谱反射率相对于波长是一条光滑的曲线.根据这个结论,可以将模拟光谱反射率的任务转化为光滑曲线的拟合问题.数学上有很多种方法来拟合一条光滑曲线,高斯曲线、伽马曲线和B-Spline等都可以作为拟合曲线的基本单元.根据图2所显示的sRGB颜色空间的色匹配函数可以看出,

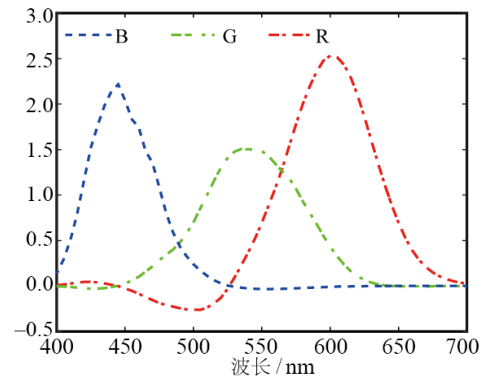


图2 sRGB颜色空间对应的颜色匹配函数

虽然很多可见光波段对三个颜色通道的响应值都有影响,但是如果对每一个通道的颜色匹配函数进行单独分析,单个通道的颜色匹配函数可以近似为一个高斯分布,即对于每一个颜色通道来说,起作用最大的波段在高斯分布的期望值附近,其余波段产生的影响较小.根据这一结论,在对光谱反射率进行建模时,起作用较大的波段需要重点关注.同时,由于根据像素的颜色来计算场景的光谱反射率为不适宜问题,在输入只有区域的平均颜色而没有其他的先验知识时,一种颜色只可能生成一种光谱反射率.在这种情况下使用复杂的模型获得的计算结果提升有限,计算的复杂度却大幅度增加.根据以上分析,本文采用由3个高斯核组成的高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)表示像素的光谱反射率,高斯核的系数、方差和期望值分别表示为 c_i 、 σ_i 和 μ_i ,用 λ 表示光的波长.光谱反射率用公式可以表达为

$$R(\lambda) = \sum_{i=1}^3 \frac{c_i}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\lambda - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (2)$$

3.4 光源光谱

自然场景中的光源主要由太阳和天空组成.天空虽然自己不能发光,但是通过散射太阳光,使天空不仅成为了一个明亮的光源,还能够影响到太阳光的光谱.本文不探究太阳光和天空光之间的互相作用,将这两种光源视为独立光源.

现有的计算光照条件的算法大都使用大气浑浊度(atmospheric turbidity)^[22]作为描述自然光源情况的参数.大气浑浊度使用一个参数来描述两个光源,在虚拟场景的渲染任务中表现很好,却难以较为准确地描述一些真实场景.如图3中所示,在晴朗的天气下,早晨和中午的大气浑浊度比较接近,即天空的颜色很相似,但是太阳光的光谱却有较大的区别.同时,大气浑浊度更注重对天空的颜色进行建模,没有对太阳和天空的光谱进行建模,这导致使用大气浑浊度时难以计算光源的光谱信息.根据阴影分析相关工作^[23],使用普朗克

公式(Planck Formula)可以较为准确地模拟太阳光和天空光的光谱信息,普朗克公式近似表达为

$$E(\lambda, T) = c_1 \lambda^{-5} e^{-\frac{c_2}{\lambda T}} \quad (3)$$

式中, c_1 和 c_2 是两个常数; λ 指光的波长, 单位是 μm ; T 指黑体的热力学温度, 单位是开尔文(K); E 是指某个特定的波长 λ 在热力学温度为 T 的光源产生的光中所占的能量比率, 所有的可见光波长的 E 值组成了该光源的光谱. 根据普朗克公式, 光源的光谱只和其发光部位的热力学温度 T 有关. 图3展示了使用普朗克公式计算的天空的颜色和使用大气浑浊度计算的天空颜色之间的对比. 可以看出, 这两者之间的结果很接近, 因此本文使用普朗克公式的结果来模拟太阳和天空的光谱.

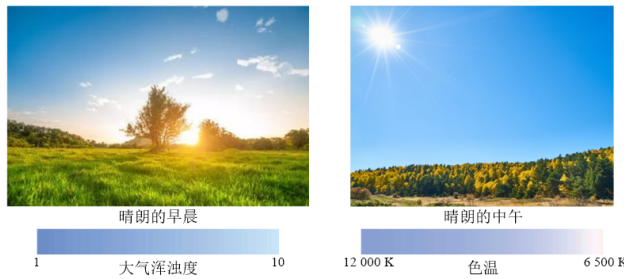


图3 大气浑浊度的问题以及大气浑浊度颜色和色温颜色的对比

根据所采用的先验模型和文献[24]的结论, 图片中像素的颜色 I 可以表示为

$$I_i = L \int_{400}^{700} E(\lambda, T) R(\lambda) Q_i(\lambda) d\lambda \quad (4)$$

式中, I_i 表示最终生成颜色的第 i 个通道; L 指光源的亮度; 400 和 700 指可见光的波段, 单位是 nm ; $E(\lambda, T)$ 指根据第 3.4 节建模的光源光谱; $R(\lambda)$ 指根据第 3.3 节建模的光谱反射率; $Q_i(\lambda)$ 指 sRGB 颜色空间的颜色匹配函数中第 i 个通道的函数值.

4 光照条件和光谱反射率的计算

本节介绍如何根据阴影区域的平均颜色 I^s 和非阴影区域的平均颜色 I^u 以及第 3 节建立的先验模型来计算场景的光照条件和光谱反射率.

需要注意的是, 为了让图像看起来更接近人眼看到的场景, 从图像中读取的亮度数据都进行了伽马校正(Gamma correction). 因此, 在使用 I^s 和 I^u 进行计算之前, 需要先进行逆伽马校正, 将颜色的各个通道的响应值转变为线性响应值.

计算的第一步是根据 I^u 和 I^s 分离太阳光和天空光的影响, 由于 I^s 只受天空光影响, 而 I^u 受天空光和太阳光共同影响, 因此本文使用式(5)分离太阳光和天空光

的影响:

$$I^d = I^u - I^s \quad (5)$$

其中, I^d 表示该区域在只受到太阳光照射时所呈现的颜色.

根据所采用的先验模型, 计算光照条件和光谱反射率的任务转化为对太阳光的色温 T_{sun} , 天空光的色温 T_{sky} 以及式(2)中高斯混合模型 $R(\lambda)$ 参数的计算. 根据式(4)这些参数共同作用于最终的计算结果, 不能进行单独估算. 根据这个要求, 本文设计了如下目标函数:

$$D = \arg \min_{T_{\text{sun}}, T_{\text{sky}}, R(\lambda)} (|I^d - \tilde{I}^d| + |I^s - \tilde{I}^s| + |I^u - \tilde{I}^u|) \quad (6)$$

式(6)由 3 个约束项组成, 分别用来约束区域在太阳光下的颜色、在天空光下的颜色和该区域的本征色. 式(6)中所有的颜色都进行了亮度归一化, 约去了式(4)中的 L 项. 其中, 本征色 \tilde{I}^u 的定义是反射率为 $R(\lambda)$ 的区域在色温为 6 500 K 的单一光源照射下呈现出的颜色, 公式表示为

$$\tilde{I}^u = \int_{400}^{700} E(\lambda, 6500 \text{ K}) R(\lambda) Q_i(\lambda) d\lambda \quad (7)$$

在计算本征色 \tilde{I}^u 时使用色温为 6 500 K 的单一光源是因为在 sRGB 颜色空间中, 定义色温 6 500 K 的光源发出的光为标准白光, 在标准白光的照射下, 区域呈现出的颜色最接近人类观察到的颜色, 也最接近正常曝光的条件下非阴影区域呈现出的颜色 I^u . 使用式(4)公式化计算式(6)中区域在太阳光照射下的颜色 \tilde{I}^d 和天空光照射下的颜色 \tilde{I}^s , 表示如下:

$$\begin{aligned} \tilde{I}_i^d &= \int_{400}^{700} E(\lambda, T_{\text{sun}}) R(\lambda) Q_i(\lambda) d\lambda \\ \tilde{I}_i^s &= \int_{400}^{700} E(\lambda, T_{\text{sky}}) R(\lambda) Q_i(\lambda) d\lambda \end{aligned} \quad (8)$$

为了求解目标函数, 本文采用分步优化的求解方式. 首先, 初始化高斯混合模型的参数以及太阳光和天空光的色温. 其中, 3 个高斯核的期望值根据 sRGB 颜色空间的颜色匹配函数分别初始化为 400~500 nm, 500~600 nm 和 600~670 nm 中的随机值, 3 个方差和系数初始值相同. 太阳光的色温初始化为 3 500 K, 天空光的色温初始化为 6 500 K, 这两个数值是这两种光源可能有的最低色温. 其次, 保持光源的色温值以及高斯混合模型的方差和期望值不变, 使用 Levenberg-Marquardt 方法更新高斯混合模型 3 个系数. 然后, 高斯混合模型的各个参数保持不变, 更新两个光源的色温值. 最后, 使用式(6)计算总体优化误差 D , 根据误差值更新高斯混合模型的方差和期望值. 整个优化过程的伪代码如算法 1 所示.

算法 1 优化求解光照条件和光谱反射率的步骤

输入: I^d, I, I' 以及一个阈值 δ

输出: 太阳光的色温 T_{sun} , 天空光的色温 T_{sky} 和该区域的光谱反射率 $R(\lambda)$

1. 初始化 $T_{\text{sun}}, T_{\text{sky}}$ 和 $R(\lambda)$ 的参数值
2. FOR $T_{\text{sky}} = 6\ 500 \sim 12\ 000\ \text{K}$
3. 利用 T_{sky} 和 I 以及式(6)的第二个约束项更新 $R(\lambda)$ 3个高斯核的系数
4. 利用更新后的 $R(\lambda)$ 和式(6)的第一个约束项更新 T_{sun}
5. 利用式(6)计算总体误差
6. 记录下总体误差值 D 最小的 $T_{\text{sun}}, T_{\text{sky}}$ 和 $R(\lambda)$
7. 结束 FOR 循环
8. IF 总体误差 D 大于阈值 δ
9. 将高斯混合模型中的方差减小 $f(D)$, 期望值向误差方向平移 $q(D)$
10. 转到步骤 2
11. ELSE
12. 返回 $T_{\text{sun}}, T_{\text{sky}}, R(\lambda)$ 和 D
13. 结束 IF 循环

5 实验**5.1 数据集和评价参数**

在计算场景光照条件时,本文使用了基于普朗克定律的色温值来量化表达场景中各个光源的光谱. 在已知的用于评价光照条件的数据集中,没有用色温来表达光源光谱的数据集. 为了评价本文对光照条件计算的准确度,本文收集了一个新的数据集. 在这个数据集中,拍摄场景时使用的相机是华为 Mate 30 Pro 智能手机,总共拍摄了 100 张图像. 在拍摄图像时,本文使用了型号为 OHSP-3500 的光谱测量仪测量照射阴影区域的天空光色温,测量时仪器的传感器方向为垂直于地面正面朝上. 因为目前找不到一种有效的方法排除测量过程中天空光对太阳光的干扰,场景中太阳光的色温没有进行测量,这个问题在以后对数据集进行升级的过程中再解决. 为了和已有的计算光照条件方法的结果进行量化对比,本文采用了 Laval Outdoor HDR 数据集^[1]. 该数据集包含了 200 张室外场景的 360° 全景 HDR 图像.

在评价光谱反射率的计算结果时,本文使用了两个数据集. 第一个数据集是 CAVE 数据集^[25]. 该数据集拍摄了 32 个室内场景的高光谱图像,每个场景中都包含了一些日常生活中常见的物体以及用于白平衡校正的标准色卡. 拍摄图像时使用的相机型号为 Apogee Alta U260, 场景照射使用的光源为 CIE 标准白色光源 D65 (即色温为 6 500 K 的光源), 拍摄的高光谱图像的分辨率为 $512 \times 512 \times 31$, 所拍摄的光谱范围为 400~700 nm. 第二个数据集是 Harvard 数据集^[26]. 该数据集包含 52 个场景的高光谱图像,拍摄用的相机型号为 Nuance FX CRI Inc., 拍摄的高光谱图像的分辨率为 $1\ 040 \times 1\ 392 \times 31$, 所拍摄的光谱范围为 420~720 nm.

之前提到的 4 个数据集都只能对本文所提出的两个任务进行单独评价,目前并没有能对光照条件和光谱反射率进行联合评价的数据集,由于光谱数据收集困难,本文没能建立能够对两个任务进行联合评估的数据集. 为了让本文所提方法的计算结果更加可信,本文设计了一个应用实验来对光照条件和光谱反射率的计算结果进行联合评价.

对于有阴影区域的图像来说,利用本文所计算的光照条件和光谱反射率,已经可以进行阴影去除任务. 因此,本文使用阴影去除任务所使用的数据集对两种计算结果进行综合评价. 如果阴影去除任务的表现较好,就能说明本文所计算的光照条件和光谱反射率都比较准确. 用于评价阴影去除任务的数据集有 ISTD 数据集^[27] 和 SRD 数据集^[28]. 其中,ISTD 数据集包含了 1 870 张图像,每张图像都有对应的阴影区域标识和无阴影图像. SRD 数据集则包含有 3 088 张图像,每张图像都有对应的无阴影图像. 其中,ISTD 数据集的标准无阴影图像由于技术原因误差较大,文献^[29]对其进行了改进,命名为“ISTD+数据集”.

在本文所收集的数据集上评价光照条件计算的结果时,本文使用平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 计算所获得的色温和仪器测量所获得色温之间的差值. 在 Laval 数据集上进行计算结果对比时,由于没有通用评价参数,本文设计了通过对比颜色的评价方式. 首先,将计算所得的光源光谱转化为太阳和天空的颜色;然后,对颜色进行归一化,将其最亮的颜色通道统一缩放为 1;最后,通过计算标准结果和计算结果之间的 L_1 误差作为评价参数.

在评价光谱反射率的计算结果时,本文使用均方误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 和光谱角 (Spectral Angle Mapper, SAM) 两个参数. 其中,均方误差用来计算重建的高光谱图像对应的通道之间的重建误差. 光谱角用来计算两个光谱反射率之间的角度差异,可定义为

$$\text{SAM}(x_1, x_2) = \cos^{-1} \left(\frac{x_1^T x_2}{(x_1^T x_1)^{1/2} \times (x_2^T x_2)^{1/2}} \right) \quad (9)$$

从式(9)可以看出,光谱角可以有效地表现出两个光谱反射率曲线之间的差异. SAM 的值越低,代表两条曲线越相像,结果越好.

对于评估阴影去除任务,通用的方法是先把阴影去除后的图像和标准的无阴影图像同时转化到 Lab 颜色空间,然后计算两张图像之间的均方误差 (RMSE), 较低的均方误差值代表较好的结果.

5.2 光照条件的计算结果和对比分析

在使用本文所提数据集时,图像中的阴影区域进行了人工标注. 图 4 展示了本文所提数据集一些输入

图像,根据算法选定的阴影区域和非阴影区域,以及对天空光色温的计算结果和对应的仪器测量结果.整个数据集上的平均绝对误差值(Mean Absolution Error, MAE)是243 K.由于自然场景中天空光的色温范围为6 500~12 000 K,本文所提方法计算天空光色温的平均误差为2%~3.7%.可以看出,本文所提的计算方法在计算天空光色温时比较准确.

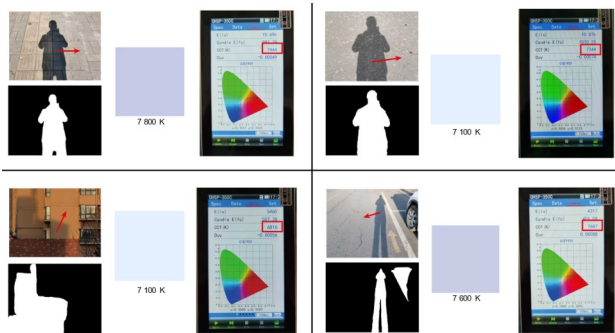


图4 自建数据集上光照条件计算结果

图4中每组图片的左侧为输入图像和阴影标注图像,其中红色箭头指所选配区域;中间为计算所得的天空光色温和颜色,右侧的红框是对应的标准结果.

在Laval数据集上,本文和一些最近提出的计算光照条件的方法^[1,13]进行了对比.由于Laval数据集中的数据只包含一个场景的全景HDR图像,没有提供光照条件的详细数据作为标准数据(ground truth),本文设计如下的方式计算光照条件的标准数据:通过人工方式将全景图像中的天空区域和太阳区域提取出来,计算这两块区域的平均颜色作为标准数据.由于直接使用全景图像作为输入尺寸过大,计算较为困难,因此本文随机从全景图像中选择一块分辨率为1 580×940的局部区域作为输入,所选择的区域尽可能地包含有阴影区域,阴影区域的标注采用人工方式进行.

Laval数据集的总体评价参数展示在表1中.可视化对比结果展示在图5中,每张光照条件计算结果左下角的数字为太阳光颜色的计算误差,右下角为对天空光颜色的计算误差.从Laval数据集的评价参数可以看出,本文所提光照条件计算方法较为准确的计算了所拍摄场景的光照条件,而作为对比的计算光照条件算法在某些情况产生了较大的计算误差.

图5中(a)为标准结果,(b)为文献[13]的计算结果,(c)为文献[1]的计算结果,(d)为本文计算结果.左

表1 在Laval数据集上的评价参数对比

方法	太阳颜色	天空颜色
文献[13]	0.235	0.357
文献[1]	0.226	0.198
本文	0.135	0.093

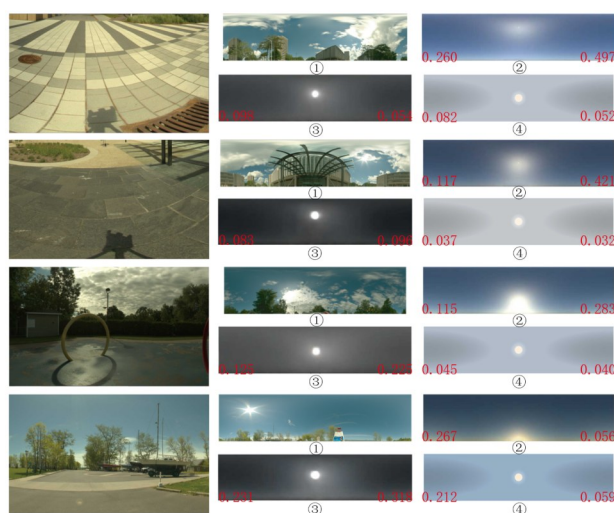


图5 Laval数据集上的光照条件计算结果对比

下角的数字为太阳光颜色的计算误差,右下角的数字为天空光的计算误差

5.3 光谱反射率的计算结果和对比分析

在拍摄高光谱数据时,为了保证所拍摄高光谱图像拥有较高的信噪比(signal-to-noise),导致拍摄普通的RGB图像时相机的曝光参数和拍摄高光谱图像时的参数在大多数时候是不一致的.因此,普通的RGB图像的信息和光谱图像的信息实际上不完全对应.针对这个问题,现有的计算光谱反射率的方法^[30]采用了以下措施:使用提前选择好的或者通过算法获得的相机系统的光谱响应曲线,将高光谱图像转化为RGB图像,然后使用转化后的RGB图像作为输入数据计算场景的光谱反射率,转化计算所使用公式为

$$Z_i = \sum_{j=1}^L R(\lambda_j) Q_i(\lambda_j) \quad (10)$$

其中, R 指高光谱图像的响应值, j 指高光谱图像的通道, Q 指相机的光谱响应曲线, i 指颜色通道.另外,由于高光谱相机光学系统的光谱响应率在波长最短的两个通道和波长最长的一个通道上的响应值非常低,造成数据集中这三个通道的信噪比也非常低.因此,在计算两个光谱反射率之间的评价参数时,不使用这三个通道进行计算^[30].本文在计算和评价光谱反射率时采用了同样的方式,所使用的光谱响应曲线是sRGB颜色空间的颜色匹配函数.

由于CAVE数据集和Harvard数据集所包含的场景中没有阴影区域,因此本文所提出的光谱反射率计算方法不能直接用于这两个数据集.为了解决这个问题,本文改动式(6),只保留第3个约束项,将该式变形为

$$D = \arg \min_{R(\lambda)} (|Z^n - \hat{Z}^n|) \quad (11)$$

其中, Z^n 是根据式(10)和数据集中的标准高光谱数据计算的结果, \hat{Z}^n 是根据式(10)和当前光谱反射率计算

的结果. 简化后的目标函数由于不涉及光照条件的计算, 因此伪代码中和计算光照条件相关的步骤可以全部忽略, 所使用的光源光谱用全 1 向量表示, 然后利用剩余的步骤和新的目标函数式(11)来计算场景的光谱反射率. 由于本文所提方法输出的光谱反射率是一条曲线, 为了和标准数据进行对比, 需要使用该曲线生成高光谱图像. 本文采用的方法是使用每张高光谱图像对应波段的中心波长作为输入, 根据高斯混合模型计

算该波长下的光谱反射率, 最后把所有像素的光谱反射率组成高光谱图像. 表 2 展示了本文和一些最新的计算光谱反射率方法的结果评价参数. 对比方法包括 Akh^[30]、Arad^[31]、A+^[32]和 TLR^[33]. 其中, A+和 TLR 为深度方法, 其余为传统方法. 由于 TLR 方法尚未开源, 其在 Harvard 数据集上的结果取自其论文, 在 CAVE 数据集上暂无结果. 图 6 展示了 CAVE 数据集的一些可视化实验结果.

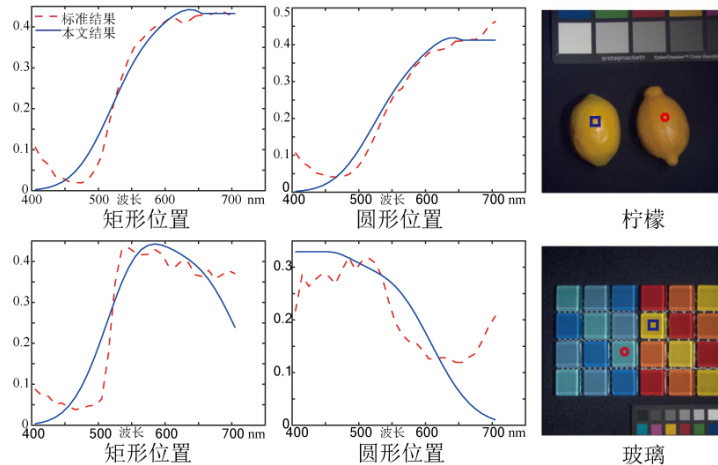


图 6 CAVE 数据集的可视化实验结果对比

从表 2 中的评价参数来看, 在 CAVE 数据集上, 本文所提出的计算光谱反射率的方法在最重要的 SAM 参数上, 获得了最高 37.5%, 最低 7% 的结果提升. 从图 6 中可以看出, 柠檬的光谱反射率是一条光滑的曲线, 而玻璃的光谱反射率相比较之下则显得

不够光滑. 本文所提方法在计算柠檬的光谱反射率时效果非常好, 在计算玻璃的光谱反射率时, 虽然大致趋势一致, 精细程度稍有不足, 但是和现有的方法相比, 本文在 RMSE 和 SAM 上均取得了约 7% 的提升.

表 2 不同方法在 CAVE 数据库上的评价参数

图像名称	RMSE				SAM			
	本文	Akh ^[30]	Arad ^[31]	A+ ^[32]	本文	Akh ^[30]	Arad ^[31]	A+ ^[32]
羽毛	4.91	<u>7.89</u>	9.17	8.56	11.39	<u>12.02</u>	15.06	13.09
辣椒	3.71	<u>5.74</u>	7.64	6.99	10.84	<u>16.34</u>	18.45	17.64
粘土	7.92	<u>8.01</u>	8.44	8.86	14.08	18.42	16.78	<u>16.01</u>
线轴	4.05	<u>6.22</u>	7.01	6.57	12.66	<u>16.15</u>	18.88	17.13
玻璃	6.25	<u>6.68</u>	7.71	7.36	10.92	<u>11.71</u>	13.37	11.76
柠檬	2.36	<u>3.42</u>	5.03	4.93	12.81	<u>18.14</u>	22.99	18.83

本文所提光谱反射率计算方法和对比计算方法在 Harvard 数据集上的表现展示在表 3 中, 可视化对比展示在图 7 中. 从表 2 和表 3 的结果中可以看出, 虽然本文所提方法不需要训练过程, 但是其结果和现有一些需要训练的计算光谱反射率的算法表现相当.

5.4 区域选择对结果的影响

本节设计实验探究阴影区域和非阴影区域的选择对光照条件计算结果的影响. 实验方式为选择拥有多种材质阴影区域的图像, 使用各个材质不同阴影区域

和对应的非阴影区域进行色温计算, 这些区域中包括材质不均匀的复杂区域. 计算结果如图 8 所示.

可以看出, 使用同一张图像中不同的阴影区域和非阴影区域作为数据来源, 根据本文所提方法的计算结果很接近, 说明本文所提算法对不同的区域较为鲁棒, 即使是使用材质不均匀的区域也能较准确地计算场景的光照条件. 用红色标注出的误差较大的结果经过分析, 是由于该区域的蓝色通道响应值过低, 影响了该通道响应值的准确度, 进而导致计算结果出现了较

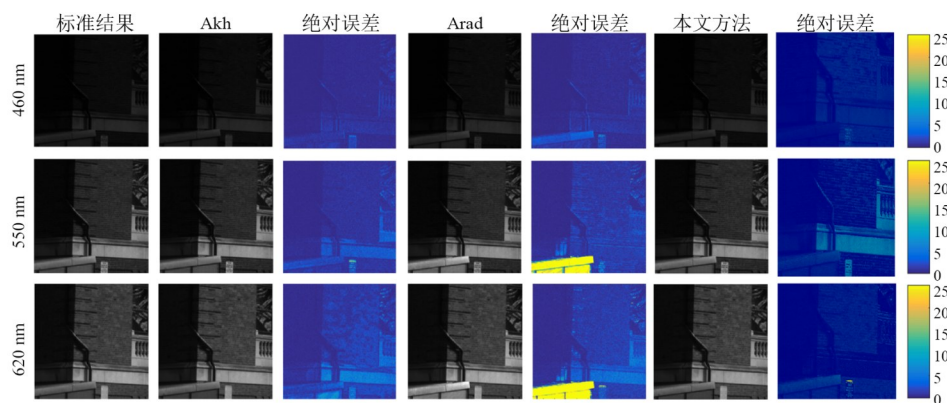


图7 本文所提方法和对比方法在Harvard数据库上的可视化对比

表3 不同方法在Harvard数据库上的评价参数

图像名称	RMSE					SAM				
	本文	Akh ^[30]	Arad ^[31]	A+ ^[32]	TLR ^[33]	本文	Akh ^[30]	Arad ^[31]	A+ ^[32]	TLR ^[33]
室外图像	<u>5.33</u>	5.36	6.81	<u>5.32</u>	5.41	<u>3.63</u>	<u>3.67</u>	4.62	3.99	3.88
室内图像	<u>2.71</u>	<u>2.78</u>	3.50	3.11	3.27	<u>7.08</u>	<u>7.13</u>	7.36	7.29	7.23

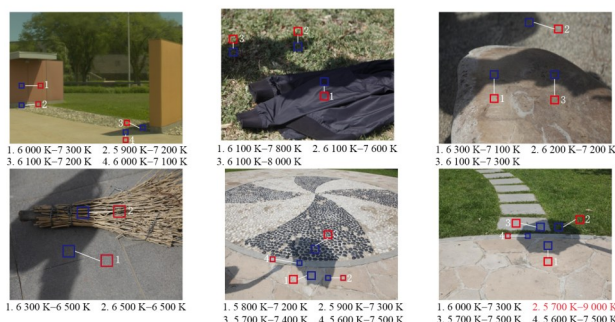


图8 根据不同的阴影区域和非阴影区域计算光源色温的对比实验(红色标注结果由于某个颜色通道响应值过低导致结果误差较大)

大的误差.由此可以看出本文所提算法对区域颜色的准确度要求较高.

5.5 应用实验

由于缺乏能够综合评价光照条件和光谱反射率的数据集,本文设计了一个应用实验,使用阴影去除实验来对两者的结果进行综合评价.设计的阴影去除方法如下:输入的内容是一张有阴影区域的图像和对应的标识出阴影区域的标识图,第一步使用本文第2节设计的方法寻找要使用的阴影区域和对应的非阴影区域,第二步利用这两个区域计算场景中太阳光的色温 T_{sun} 和天空光的色温 T_{sky} ,第三步使用天空光的色温 T_{sky} 和式(6)的第2项计算所有阴影像素的反射率 $R(\lambda)$,第四步使用太阳光的色温 T_{sun} 和反射率 $R(\lambda)$ 计算阴影像素在太阳光下的颜色 C^d ,最后通过把 C^d 加到对应的阴影像素上来去除阴影区域.

如果光照条件和光谱反射率的计算较为准确,阴影去除的效果就会较好.本文将该方法的结果和一些

专门去阴影的方法进行了对比,这些方法包括两个传统方法即Guo等人^[34]和Gong等人^[35]的方法,还有一些最新的基于深度学习的去阴影方法,包括DeshadowNet^[28],ST-CGAN^[27],DSC^[36],Mask-ShadowGAN^[37]方法,以及两个最新的同样通过计算阴影区域在太阳光下的颜色 C^d 来去除阴影的深度方法SP+M-Net^[29]和Exposure^[38].

本文所提方法和各个对比方法的评价参数展示在表4中.从中可以看出本文所提方法在两个数据集上的表现均超过了传统方法和早期的深度方法,比Gong等人^[35]的方法分别提高了13%和12.7%,比DSC^[36]方法分别提高了5%和11%,和最新的深度方法SP+M-Net和Exposure表现相当.可以看出利用本文所提方法计算的光照条件和光谱反射率来进行阴影去除任务是较为准确的,这个应用实验间接证明了本文所提方法计算光照条件和光谱反射率的准确性.

表4 不同的方法在SRD和ISTD+数据集上的评价参数

方法	输入	SRD	ISTD+
原始图像		14.41	8.5
Guo等人 ^[34]	S+M	12.60	9.3
Gong等人 ^[35]	S+M	8.73	5.5
Mask-ShadowGAN ^[37]	S	7.90	5.3
DeshadowNet ^[28]	S+P	8.47	7.8
ST-CGAN ^[27]	S+P	8.23	8.7
DSC ^[36]	S+P	7.83	5.5
SP+M-Net ^[29]	S+P+M	7.58	4.8
Exposure ^[38]	S+P+M	<u>7.51</u>	<u>4.9</u>
本文	S+M	<u>7.42</u>	<u>4.8</u>

注:参数越小越好.输入中,S指阴影图像,M指阴影标注,P指配对无阴影图像.

图9展示了一些可视化的对比结果. 从可视化结果可以看出本文设计的基于光照条件和光谱反射率来进行阴影去除的方法和现有的专门去阴影的方法

相比取得了很不错的结果, 由此也证明了本文所提出的方法较为准确地计算了光照条件和光谱反射率.

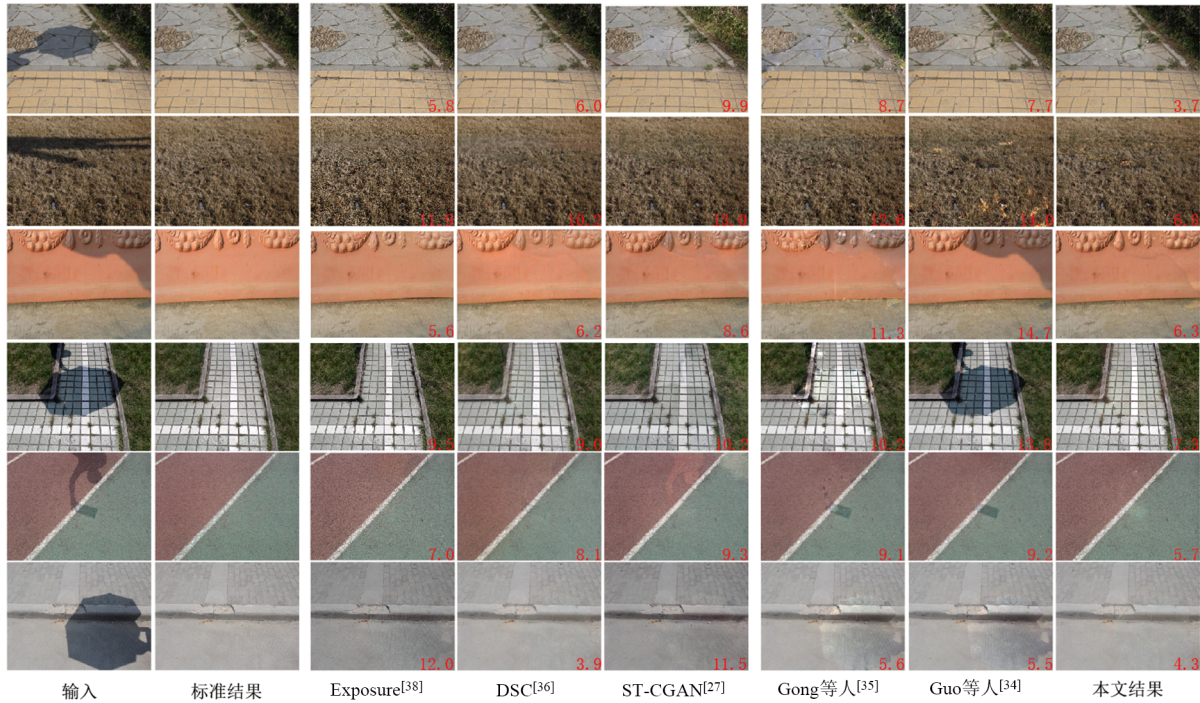


图9 不同阴影去除方法的可视化结果(数字表示与标准结果的RMSE值)

6 结论

本文提出了一种无需训练数据即可计算场景的光照条件和光谱反射率的方法. 与已知的方法不同, 本文利用阴影区域只受到天空光的照射, 而拥有相同光谱反射率的非阴影区域则同时受到太阳光和天空光的照射这一特性, 通过使用先验模型对这两块区域的颜色进行建模, 然后设计了一种优化算法, 根据这两块区域之间的色差和它们的颜色计算场景的光照条件和光谱反射率. 该方法在光照条件已知的情况下也能够单独计算场景的光谱反射率. 根据单独计算光照条件和光谱反射率的实验结果, 以及通过阴影去除的方法对光照条件和光谱反射率的结果进行联合评估, 证明本文所提方法获得了较好的表现. 同时, 本方法的计算过程比较简单, 可以用在一些特定的场合.

本文所提方法还有一些问题. 首先本文要求相机在拍摄场景时正确显示场景的颜色, 即曝光参数和白平衡参数都是准确的. 另外, 在图像中没有阴影区域或者没有和阴影区域有相同材质的非阴影区域时, 本方法无法计算场景的光照条件, 只能默认场景由 6 500 K 的白光照射. 最后, 由于场景的几何信息未知, 加上所使用区域的特殊性, 本文没有探讨反射函数的影响. 未来可以通过使用几何信息已知的场景来探讨反射函数

对结果的影响, 进而更加准确地计算光照条件和光谱反射率.

参考文献

- [1] HOLD-GEOFFROY Y, ATHAWALE A, LALONDE J F. Deep sky modeling for single image outdoor lighting estimation[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2020: 6920-6928.
- [2] TARABALKA Y, CHANUSSOT J, BENEDIKTSSON J A. Segmentation and classification of hyperspectral images using watershed transformation[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(7): 2367-2379.
- [3] XU X, LI J, HUANG X, et al. Multiple morphological component analysis based decomposition for remote sensing image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(5): 3083-3102.
- [4] 孙乐, 吴泽彬, 冯灿, 等. 一种新的两分类器融合的空谱联合高光谱分类方法[J]. 电子学报, 2015, 43(11): 2210-2217.
SUN L, WU Z B, FENG C, et al. A novel two-classifier fusion method for spectral-spatial hyperspectral classification

- [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(11): 2210-2217. (in Chinese)
- [5] 陈允杰, 马辰阳, 孙乐, 等. 基于边缘修正的高光谱图像超像素空谱核分类方法[J]. *电子学报*, 2019, 47(1): 73-81. CHEN Y J, MA C Y, SUN L, et al. Edge-modified superpixel based spectral-spatial kernel method for hyperspectral image classification[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2019, 47(1): 73-81. (in Chinese)
- [6] VAN NGUYEN H, BANERJEE A, CHELLAPPA R. Tracking via object reflectance using a hyperspectral video camera[C]//2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - Workshops. Piscataway: IEEE, 2010: 44-51.
- [7] AKHTAR N, MIAN A. Nonparametric coupled Bayesian dictionary and classifier learning for hyperspectral classification[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2018, 29(9): 4038-4050.
- [8] BIOUCAS-DIAS J M, PLAZA A, CAMPS-VALLS G, et al. Hyperspectral remote sensing data analysis and future challenges[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2013, 1(2): 6-36.
- [9] AKHTAR N, SHAFAIT F, MIAN A. Bayesian sparse representation for hyperspectral image super resolution[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2015: 3631-3640.
- [10] PANAGOPOULOS A, WANG C H, SAMARAS D, et al. Simultaneous cast shadows, illumination and geometry inference using hypergraphs[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(2): 437-449.
- [11] PANAGOPOULOS A, VICENTE T F Y, SAMARAS D. Illumination estimation from shadow borders[C]//2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops). Piscataway: IEEE, 2012: 798-805.
- [12] LALONDE J F, EFROS A A, NARASIMHAN S G. Estimating the natural illumination conditions from a single outdoor image[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2012, 98(2): 123-145.
- [13] HOLD-GEOFFROY Y, SUNKAVALLI K, HADAP S, et al. Deep outdoor illumination estimation[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2017: 2373-2382.
- [14] GEORGOULIS S, REMATAS K, RITSCHER T, et al. Reflectance and natural illumination from single-material specular objects using deep learning[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, 40(8): 1932-1947.
- [15] BELL S, BALA K, SNAVELY N. Intrinsic images in the wild[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2014, 33(4): 159.
- [16] Horn B K P, Brooks M J. Shape from shading[J]. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1990, 50(2): 255-255.
- [17] LOMBARDI S, NISHINO K. Reflectance and natural illumination from a single image[C]//European Conference on Computer Vision. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012: 582-595.
- [18] PANAGOPOULOS A, WANG C H, SAMARAS D, et al. Illumination estimation and cast shadow detection through a higher-order graphical model[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2011: 673-680.
- [19] PHONG B T. Illumination for computer generated pictures[J]. *Communications of the ACM*, 1975, 18(6): 311-317.
- [20] WAGADARIKAR A, JOHN R, WILLETT R, et al. Single disperser design for coded aperture snapshot spectral imaging[J]. *Applied Optics*, 2008, 47(10): B44-B51.
- [21] FORSYTH D A, PONCE J. *Computer Vision - A Modern Approach*[M]. Second Edition. London: Pitman, 2012.
- [22] PREETHAM A J, SHIRLEY P, SMITS B. A practical analytic model for daylight[C]//Proceedings of the 26th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM, 1999: 91-100.
- [23] FINLAYSON G D, HORDLEY S D, LU C, et al. On the removal of shadows from images[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(1): 59-68.
- [24] HUANG X, HUA G, TUMBLIN J, et al. What characterizes a shadow boundary under the Sun and sky? [C]//2011 International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE, 2012: 898-905.
- [25] YASUMA F, MITSUNAGA T, ISO D, et al. Generalized assorted pixel camera: Postcapture control of resolution, dynamic range, and spectrum[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(9): 2241-2253.
- [26] CHAKRABARTI A, ZICKLER T. Statistics of real-world hyperspectral images[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2011: 193-200.
- [27] WANG J F, LI X, YANG J. Stacked conditional generative adversarial networks for jointly learning shadow de-

tection and shadow removal[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2018: 1788-1797.

- [28] QU L Q, TIAN J D, HE S F, et al. DeshadowNet: A multi-context embedding deep network for shadow removal[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2017: 2308-2316.
- [29] LE H, SAMARAS D. Shadow removal via shadow image decomposition[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway: IEEE, 2020: 8577-8586.
- [30] AKHTAR N, MIAN A. Hyperspectral recovery from RGB images using Gaussian processes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(1): 100-113.
- [31] ARAD B, BEN-SHAHAR O. Sparse recovery of hyperspectral signal from natural RGB images[C]//European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2016: 19-34.
- [32] WU J Q, AESCHBACHER J, TIMOFTE R. In defense of shallow learned spectral reconstruction from RGB images [C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW). Piscataway: IEEE, 2018: 471-479.
- [33] ZHANG S P, WANG L Z, ZHANG L, et al. Learning tensor low-rank prior for hyperspectral image reconstruction [C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2021: 12001-12010.
- [34] GUO R Q, DAI Q Y, HOIEM D. Paired regions for shadow detection and removal[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(12): 2956-2967.
- [35] GONG H, COSKER D. Interactive shadow removal and ground truth for variable scene categories[C]//Proceedings of the British Machine Vision Conference 2014. Nottingham, 2014: 1-11.
- [36] HU X W, ZHU L, FU C W, et al. Direction-aware spatial context features for shadow detection[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2018: 7454-7462.
- [37] HU X W, JIANG Y T, FU C W, et al. Mask-ShadowGAN: Learning to remove shadows from unpaired data [C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway: IEEE, 2020: 2472-

2481.

- [38] FU L, ZHOU C Q, GUO Q, et al. Auto-exposure fusion for single-image shadow removal[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2021: 10566-10575.

作者简介



王 潇 男, 1991年5月生, 河南平顶山人. 2016年毕业于西北工业大学, 获工程硕士学位. 现为中国科学院信息工程研究所博士生. 主要研究方向为计算机视觉、人工智能等.
E-mail: wangxiao@iie.ac.cn



代朋纹 男, 1990年9月生, 四川内江人. 2014年毕业于重庆大学, 获工学学士学位. 现为中国科学院信息工程研究所博士生. 主要研究方向为计算机视觉、人工智能等.
E-mail: daipengwen@iie.ac.cn



操晓春 男, 1980年生, 北京人, 2005年中佛罗里达大学获博士学位. 中国科学院信息工程研究所信息安全国家重点实验室研究员、博士生导师、IEEE高级会员. 主要研究方向为人工智能、计算机视觉、网络空间安全等.
E-mail: caoxiaochun@iie.ac.cn



尧思远 男, 1990年5月生, 江西赣州人. 2014年毕业于中国电子科技集团电子科学研究院, 获工学硕士学位. 现为中国科学院信息工程研究所博士生. 研究方向为目标跟踪检测、智能信号处理.
E-mail: yaosiyuan@bupt.edu.cn



王 蕊(通讯作者) 女, 1981年11月生, 北京人. 2011年于中国科学院研究生院获得博士学位. 中国科学院信息工程研究所信息安全国家重点实验室研究员、博士生导师、IEEE会员. 主要研究方向为人工智能、计算机视觉、多媒体内容理解及深度学习等.
E-mail: wangrui@iie.ac.cn