

基于正交分解的室外光照阴影检测

段志刚^{1,2} 屈靛琼^{1,2} 田建东¹ 唐延东¹

¹中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110016

²中国科学院大学, 北京 100049

摘要 针对室外光照条件下阴影的快速高效检测问题, 提出了基于正交分解的阴影检测算法。利用室外场景图像中阴影区域内外的线性模型建立线性方程组, 对该线性方程组的解空间进行正交分解, 得到一幅彩色光照不变图像和一幅光照变化图像。通过 K-means 算法将彩色光照不变图像分类为几个区域, 每个区域具有一致的反照率。根据分类结果, 对光照变化图像采用 EM 算法进行高斯混合建模, 提取阴影区域。最后采用形态学算子对提取的阴影区域进行优化。该算法不需要复杂的特征算子学习过程, 大大降低了计算的时间复杂度, 而且不需要任何先验知识, 可以直接应用到实时场景处理中。

关键词 机器视觉; 阴影检测; 正交分解; 期望最大化算法; 高斯混合模型

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201636.0815002

Outdoor Illumination Shadow Detection Based on Orthogonal Decomposition

Duan Zhigang^{1,2} Qu Liangqiong^{1,2} Tian Jiandong¹ Tang Yandong¹

¹ State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang, Liaoning 110016, China

² University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract For detecting the shadow in outdoor illumination conditions rapidly and efficiently, a shadow detection approach based on pixel-wise orthogonal decomposition is proposed. Based on linear model in and out of shadows in an outdoor scene image, a linear equation set is built for each pixel value vector and orthogonally decomposed. By the decomposition of the linear equation solution space, a color illumination invariant image and an illumination variation image are obtained. The color illumination invariant image is classified into some regions using K-means algorithm, each region has the same spectral albedo. According to the classification results, a Gaussian mixture model with expectation maximization algorithm is proposed for modeling the illumination variation image, and then the shadow areas are extracted. The extracted shadow areas are optimized with morphological operator. The proposed method does not need complex learning process of feature operators and greatly reduces the time complexity of computation. It also does not require any prior knowledge and can be directly applied to the real-time scene processing.

Key words machine vision; shadow detection; orthogonal decomposition; expectation maximization algorithm; Gaussian mixture model

OCIS codes 150.1135; 110.2960; 140.2950

1 引 言

图像和视频中的阴影处理属于计算机视觉中的光照处理研究范畴。作为自然界中普遍存在的一种物理

收稿日期: 2016-03-22; **收到修改稿日期:** 2016-04-13

基金项目: 国家自然科学基金(61473280)、国家自然科学基金重点项目(61333019)

作者简介: 段志刚(1981—), 男, 博士研究生, 主要从事图像光照建模及处理方法、机器人视觉等方面的研究。

E-mail: duanzhigang@sia.cn

导师简介: 唐延东(1962—), 男, 博士, 研究员, 主要从事图像处理与模式识别、机器人视觉等方面的研究。

E-mail: ytang@sia.cn(通信联系人)

现象,阴影给计算机视觉任务带来诸多不利影响。阴影的覆盖会造成图像模糊、破坏灰度值的连续性,进而影响着边缘检测、物体识别、以及影像匹配等算法的稳健性,对后续的图像分析和理解带来极大的干扰。目前,国内外很多学者对基于多幅图像的阴影进行了比较深入的研究,提出了很多有效的算法,这些算法在视频监控和车辆追踪等领域得到了广泛的应用^[1-2]。而单幅图像由于所包含的信息较少,其阴影检测一直是该领域的难点问题。

从阴影检测技术特点来说,单幅图像阴影检测算法大致分为两类:基于物理模型的算法和基于阴影特征的算法。基于模型的算法是指利用场景、运动目标、光照条件等方面的先验信息,建立阴影模型,提出相应的阴影识别算法。这类算法通常具有比较严密的理论推导,但同时也有较大的局限性,尤其在背景复杂、光照条件较差的条件下,模型的复杂度以及求解时间都会迅速增加,难以满足实际工程的需要。Sun 等^[3]利用 Retinex 理论进行阴影检测,对于具有较复杂纹理的图像,可以自动检测阴影。该算法虽然可以同时检测室内室外图像中的阴影,但其准确性不足,且需要计算耗时的优化迭代过程。Tian 等^[4]根据图像中阴影的形成机理推导 RGB 三通道的阴影内外线性关系模型,提出了基于三色衰减模型的阴影检测算法。此模型成功消除了相机响应的影响,可以在不使用先验知识的情况下对复杂场景图像进行阴影识别、本征图像提取和阴影去除。该算法的缺点在于模型中的 RGB 三通道进行相减时,丢失了绝对亮度信息,只保留了差值信息,造成检测结果存在误检测和细节丢失。基于阴影特征的算法是利用阴影和背景的特性进行检测,如亮度差、纹理、颜色比率、边缘梯度、熵等。该类算法常常只考虑目标阴影单个特征的区别,检测效率不高。

近几年来,基于统计学习的多特征阴影检测算法受到了越来越多的关注。2010年,Zhu 等^[5]提出通过提取分割区域的亮度、梯度、光滑度等特征来训练分类器,并将分类结果与条件随机场(CRF)结合,最终得到阴影区域,但是这种算法主要针对单色室外图像进行阴影检测。2010年,Lalonde 等^[6]提出检测彩色室外图像中地面阴影边缘的算法。该算法首先提取经过分割后的图像颜色、纹理等特征,然后通过这些特征对 Adaboost 分类器进行训练并用于阴影边缘检测,最后结合 CRF 来提高阴影边缘的连续性。但是该算法主要用于地面阴影检测,并且阴影边缘连续性有待提高。2013年,Guo 等^[7]提出分割区域配对的阴影检测算法,但是该算法仅利用了区域信息并且使用了三次分类器,阴影检测的准确性和效率都有待提高。以上三种典型的阴影检测算法具有较好的通用性和稳健性,但往往需要复杂的学习过程,数据计算量大、耗费时间多,难以应用到实时场合。2016年,Tian 等^[8]利用新的4个基于物理的阴影特征,在室外图像边缘提取后,快速有效地从中检测出阴影边缘。但是这种阴影检测算法依赖于边缘两侧是否为同一物体表面,如果阴影边缘两侧是不同物体表面会出现误检,并且由于边缘检测算子的局限性,该算法无法形成完整的阴影区域,不利于阴影处理及恢复等。

本文针对上述技术的一些不足,提出一种基于正交分解的单幅室外图像的阴影检测算法。该算法既不需要复杂的统计学习过程也不需要场景、目标等先验知识,提高了阴影检测算法的实时性和普适性。该算法利用 K-means 算法对正交分解得到的光照不变图像进行一致区域聚类,通过基于 EM 算法的高斯混合模型初步划分为阴影区域和非阴影区域,通过平滑性、亮度信息等特征判别阴影区域,并利用形态学处理算法对阴影区域进行优化判别。

2 阴影检测算法

阴影检测算法主要包括5个步骤:1)利用阴影区域内外的线性模型对每一像元的 RGB 向量建立线性方程组;2)对线性方程组解空间进行正交分解,得到一幅彩色光照不变图像和一幅光照变化图像;3)借助无监督聚类技术 K-means 算法^[9]对彩色光照不变图像进行自动分类,将图像中具有一致反照率的区域归为一类;4)利用在反照率相同的情况下,光照变化图像的阴影区域和非阴影区域的像元值均服从高斯分布的特性,对上述反照率一致的区域,在光照变化图像的基础上,采用最大期望算法(EM)进行高斯混合建模^[10],提取阴影区域;5)基于平滑性和亮度等特征对阴影进行优化判定。图1为本文算法流程图。

2.1 基于 K-means 的一致反照率区域聚类

2.1.1 阴影区域和非阴影区域的线性模型的构建

经过大量的室外阴影图像的 RGB 颜色匹配函数(CMF)与光谱辐照度(SPD)分析发现,对于室外阴影

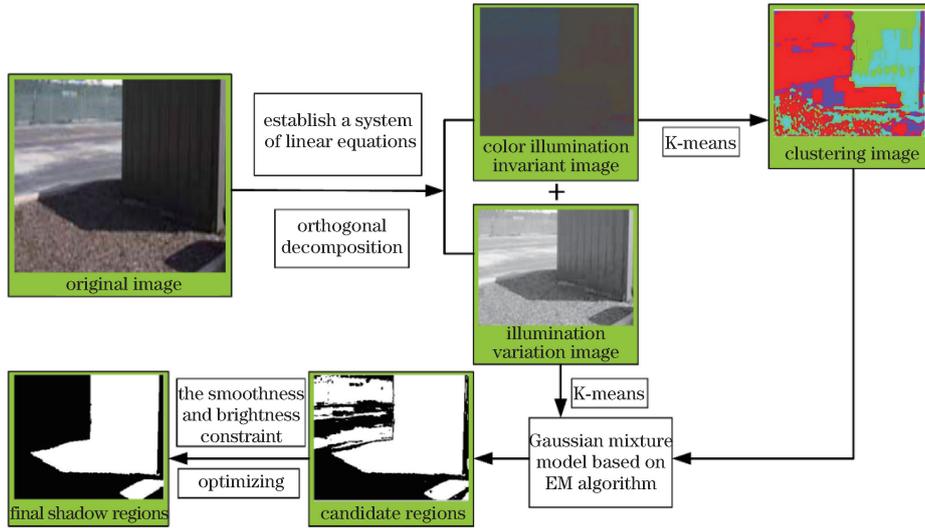


图 1 阴影检测算法流程图

Fig. 1 Shadow detection algorithm flow chart

图像,如图 2(a)所示,其具有一致反照率的阴影区域和非阴影区域存在如下线性关系^[11]:

$$\log(F_H) = \frac{\log(K_H)}{2.4} + \log(f_H). \quad (1)$$

上述模型中 F_H 为非阴影区域 RGB 色彩空间中的线性 RGB 三刺激值, f_H 为相应的阴影区域的线性 RGB 三刺激值, $H = \{R, G, B\}$. $K_H = [(F_H + 14)/(f_H + 14)]^{2.4}$ 为不依赖于波长的参数,与物体本身的反照率无关,仅由光照条件决定。实际情况中,可以利用平均日光和太阳光的 SPD 得到该线性参数,通过计算从 20° 到 70° 天顶角的 SPD 平均值来得到该参数,一般情况下,可以取 K_H 的均值 $[6.79, 5.92, 4.24]$ 来计算。根据(1)式可建立如下线性方程组:

$$\begin{cases} \log(F_R + 14) + \log(F_G + 14) - \beta_1 \cdot \log(F_B + 14) = \log(f_R + 14) + \log(f_G + 14) - \beta_1 \cdot \log(f_B + 14) = I_1 \\ \log(F_R + 14) - \beta_2 \cdot \log(F_G + 14) + \log(F_B + 14) = \log(f_R + 14) - \beta_2 \cdot \log(f_G + 14) + \log(f_B + 14) = I_2 \\ -\beta_3 \cdot \log(F_R + 14) + \log(F_G + 14) + \log(F_B + 14) = -\beta_3 \cdot \log(f_R + 14) + \log(f_G + 14) + \log(f_B + 14) = I_3 \end{cases}, \quad (2)$$

式中

$$\beta_1 = \frac{\log(K_R) + \log(K_G)}{\log(K_B)}, \beta_2 = \frac{\log(K_R) + \log(K_B)}{\log(K_G)}, \beta_3 = \frac{\log(K_G) + \log(K_B)}{\log(K_R)}. \quad (3)$$

(2)式中 I_1, I_2, I_3 定义为三个阴影不变量。对图像 RGB 像元值 $v_H = \{v_R, v_G, v_B\}$, 定义 $u_H = \log(v_H)$, 其中, $u_H = (u_R, u_G, u_B)^T$, 则(2)式可以简化成矩阵形式的线性方程组:

$$A u_H = I, \quad (4)$$

$$\beta_3 = \frac{\log(K_G) + \log(K_B)}{\log(K_R)}, \quad (5)$$

式中 $A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & -\beta_1 \\ 1 & -\beta_2 & 1 \\ -\beta_3 & 1 & 1 \end{bmatrix}$, $I = (I_1, I_2, I_3)^T$ 。对于方程(4)式,其原图像本身(阴影部分和非阴影部分)的像元值就是方程的一个任意解。

2.1.2 基于正交分解的彩色光照不变图像和光照变化图像提取^[12]

在简化的线性方程组(4)式中,矩阵 A 只受参数 $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 影响,与图像本身没有关系。根据 A 的定义,有 $\det(A) = 0$, $\text{Rank}(A) = 2$, 方程(4)式有无数解。根据其奇异特性,其解空间由自由解空间和任一特解构成,且自由解空间的自由度为 1。根据线性代数相关知识,对于方程(4)式的任意解 u , 可以定义如下正交分解:

$$\mathbf{u} = \mathbf{u}_p + \alpha \mathbf{u}_0, \quad (6)$$

式中 \mathbf{u}_0 为归一化的自由解, 满足 $\mathbf{A}\mathbf{u}_0 = 0, \|\mathbf{u}_0\| = 1, \alpha \in R$ (实数), \mathbf{u}_p 方程(4)式一特解, 且满足 $\mathbf{u}_p \perp \mathbf{u}_0$ 。对于给定的一幅图像, 其自由解 \mathbf{u}_0 由光照环境参数 $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 唯一确定, 且方向由光照变化比率决定。 \mathbf{u}_p 满足 $\mathbf{u}_p \perp \mathbf{u}_0$, 是该方程的唯一特解, 消除了不同光照造成的影响。

由以上分析可知, 给定一幅光照不均匀的图像, 对其按照(6)式进行正交分解, 可以得到一幅消除光照影响的彩色图像, 也即彩色光照不变图像 \mathbf{I}_p [图 2(b)], 而相应的变化信息则记录在光照变化图像 \mathbf{I}_α 中 [图 2(c)]。由图 2(b)和(c)可知, 彩色光照不变图像在消除光照变化带来的影响的同时也保持了原图像的基本颜色和纹理信息, 而光照变化图像 \mathbf{I}_α 记录了图像的光照变化情况。

2.1.3 一致反照率区域聚类

由于正交分解后得到的彩色光照不变图像已消除不同光照带来的影响, 因此, 在光照不变彩色图像上借助无监督聚类技术 K-means 算法进行自动分类, 可以将图像中具有一致反照率的区域归为一类。

针对彩色光照不变图像 \mathbf{I}_p [图 2(b)]中的每个像元, 设置为 s 个聚类中心(为取得较好结果, 本文经实验取 $s = 5$), 聚类分割后得到一致反照率分割图像, 如图 2(d)所示, $\mathbf{I}_s = \sum_{i=1}^s R_i$ 。其中, R_i 是分割后的任意一个一致反照率区域。

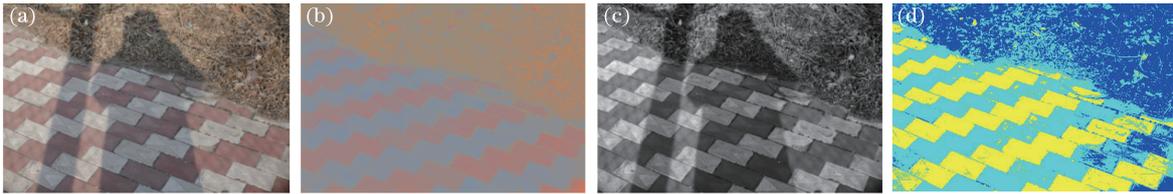


图 2 图像的正交分解和聚类。(a) 原图像;(b) 光照不变图像 \mathbf{I}_p ;(c) 光照变化图像 \mathbf{I}_α ;(d) 聚类分割图像

Fig. 2 Orthogonal decomposition and clustering of the image. (a) Original image; (b) illumination invariant image \mathbf{I}_p ; (c) illumination varying image \mathbf{I}_α ; (d) clustering image

2.2 基于 EM 混合高斯模型的阴影候选区域提取

2.2.1 基于 EM 算法的高斯混合模型建立

现实世界中的很多物理过程都可以用高斯过程模拟, 混合高斯模型因此得名。针对具有一致反照率的任意区域 R_i , 举例如图 3(a)所示, 其对应于光照变化图像 \mathbf{I}_α 中的阴影区域 [图 3(b)]和非阴影区域 [图 3(c)]均可以通过高斯分布来拟合, 如图 3(d)所示。本文在光照变化图像上, 对相同反照率区域采用 EM 算法进行高斯混合建模, 迭代估算两类高斯分布, 根据两类高斯分布均值差异的大小判断其是否具有相同光照, 对两类分布来自不同光照的情况, 将属于均值较小的一类高斯分布判为阴影候选区域, 为下一步阴影区域的精确识别做准备。

首先, 利用 K-means 算法对光照变化图像 \mathbf{I}_α 中属于 R_s 区域(第 s 类)中的像元分为 K 类, 本文 $K = 2$; 然后, 将该 s 分类结果作为 EM 算法的初始分类, 计算 EM 算法所需的初始参数, 这里直接计算每一类的均值和方差作为高斯分布的初始参数, 迭代执行 EM 步骤为

1) 期望阶段(E 步骤)估计责任。

假设有 K 类高斯分布, 则像元点 $\alpha(x)$ 属于第 i 类高斯分布的 $G_s^i(\mu_s^i, \delta_s^i, \pi_s^i)$ 概率为

$$P_i(x) = \frac{\pi_s^i \exp\left[-\frac{\|\alpha(x) - \mu_s^i\|^2}{2\delta_s^i\delta_s^i}\right]}{\sum_{j=1}^K \pi_s^j \exp\left[-\frac{\|\alpha(x) - \mu_s^j\|^2}{2\delta_s^j\delta_s^j}\right]}, \quad (7)$$

式中 K 是高斯分类类别数, π_s^i 和 π_s^j 是混合参数, 分别代表第 i, j 类高斯分布的所占权重, μ_s^i 和 δ_s^i 分别是第 i 类的高斯均值和协方差, μ_s^j 和 δ_s^j 分别是第 j 类的高斯均值和协方差, $i, j = 1, \dots, K$ 。

2) 最大化阶段(M 步骤)更新参数值。

$$\mu_s^i = \frac{1}{Z_i} \sum_{x \in S} P_i(x) \alpha(x), \quad (8)$$

$$\delta_s^i = \sqrt{\frac{\sum_{x \in S} P_i(x) \|\alpha(x) - \mu_s^i\|^2}{Z_i}}, \quad (9)$$

$$\pi_s^i = \frac{Z_i}{N}, \quad (10)$$

式中 $Z_i = \sum_{x \in S} P_i(x)$ 是分配到第 i 类的样本点数, N 是 S 类区域中的总样本点数即总像元数。

上述 E 步骤和 M 步骤重复迭代, 直到满足收敛条件。EM 算法迭代后得到如图 3(b)、(c) 的两类区域。

R_i 区域相应的光照变化图像的分布直方图如图 3(d) 实线所示, 图 3(d) 虚线为拟合的两类高斯分布曲线, 其中图 3(d) 的横坐标为归一化的图像像元值, 纵坐标为相应的像元所包含的样本点数在总像元样本点数中所占百分比。

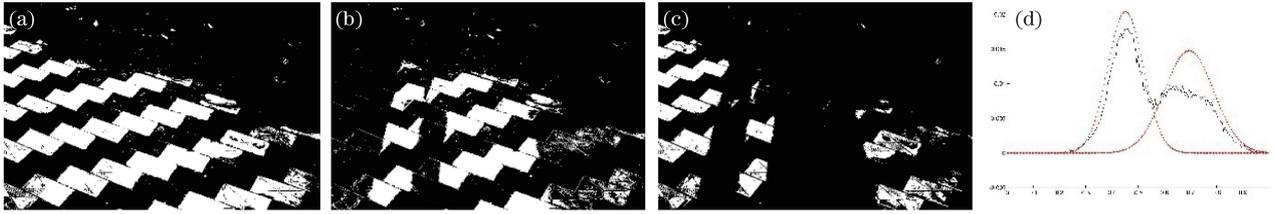


图 3 像元值分布图。(a) 一致反照率区域 R_i 举例; (b) R_i 中阴影区域; (c) R_i 中非阴影区域; (d) 高斯拟合结果

Fig. 3 Pixel value distribution. (a) An image region example R_i which has the same spectral albedo; (b) shadow region of R_i ; (c) non-shadow region of R_i ; (d) results of Gaussian fitting

2.2.2 候选阴影区域提取

利用上述两类高斯分布均值, 可以初步判断阴影区域。EM 算法迭代后得到两类高斯分布为 $\{G_s^1(\mu_s^1, \delta_s^1, \pi_s^1), G_s^2(\mu_s^2, \delta_s^2, \pi_s^2)\}$ 。通过分析两类高斯分布的均值差, 得到如下阴影识别准则: 如果均值差满足 $\gamma_1 \leq |\mu_s^1 - \mu_s^2| \leq \gamma_2$, 则判断这两类像元集是同一物体表面在不同光照条件下生成的, 并根据阴影区域比非阴影区域亮度低的特点, 将均值小的一类区域所有像元点判为阴影(经过大量的实验统计, 本文取 γ_1, γ_2 分别为 0.1 和 7); 若均值差不满足此范围, 则判断为非阴影。按照上述准则, 提取整个阴影候选区域为 $R_o = \bigcup_{i=1}^M R_{oi}$, M 为候选区域的个数。针对图 2(a) 提取的候选阴影区域结果如图 4 所示。



图 4 候选阴影提取结果

Fig. 4 Candidate shadow extraction result

2.3 阴影区域提取及优化

如图 4 所示, 候选阴影区域提取后, 会有一些非阴影区域以及零散的阴影区域, 需要进行后期处理, 剔除非阴影区域, 并形成连通的完整阴影区域等。

一般来说, 阴影区域较非阴影区域对比度较低, 这意味着阴影区域具有较好的平滑性。另外, 阴影区域较非阴影区域具有较低的亮度。鉴于上述两个特征, 通过区域的平滑性和亮度信息对初选的阴影区域进行进一步判别, 以剔除误检的阴影区域。图像各像元点的平滑性度量按以下步骤计算。首先, 将原始灰度图像 I_g 进行高斯平滑滤波处理, 得到图像 I_G ; 各像元点的平滑度为

$$\begin{cases} E = \exp[\log(I_g) - \log(I_G)] \\ R_e = |\log(I_g) - \log(E)| \end{cases} \quad (11)$$

然后计算每个候选区域的平均平滑性 R_{ei} 和每个区域的平均亮度 L_i 。由此,计算出候选区域面积最大的平均平滑性值 R_{em} 和平均亮度值 L_m 。

对每个候选区域设置两个判别阈值 T_R 和 T_L ,经过大量的实验统计,本文分别取 T_R 、 T_L 为 1 和 0.4。当候选区域 R_{oi} 满足(12)式时,则判定该区域为阴影区域。有

$$(R_{em} - R_{ei})/R_{em} < T_R \cap |L_m - L_i| < T_L。 \quad (12)$$

最后,对得到的阴影区域进行形态学操作,再通过开闭操作和连通区域分析^[13],提取最终结果,如图 5 所示。



图 5 阴影检测结果

Fig. 5 Final shadow detection result

3 实验结果与分析

为了更好地测试本文算法,从不同论文的实验数据中选取了 100 幅室外图像进行测试。实验硬件环境为 3.3 GHz Intel i5 处理器,内存为 8GB,阴影检测程序采用 Matlab2014(a)编写运行。为了更好地评测本文算法阴影检测的效果,对本文算法与文献[6]算法、文献[7]算法、文献[8]算法分别在精度和效率上进行了对比。

图 6 给出了不同场景的图像利用不同算法检测出的阴影对比结果。图 6(a)为待检测的阴影图像,图 6(b)中白色区域为本文算法检测的阴影,图 6(c)中白色区域为文献[7]算法检测的阴影区域,图 6(d)中红色线条为文献[8]算法检测的阴影边界,图 6(e)红色线条为文献[6]算法检测的阴影边界。图 6 第一行是草坪上树木阴影的场景,由于树叶中存在很多缝隙,所以,透过树叶缝隙会在阴影区域产生一些光斑,这些光斑为非阴影。从检测结果来看,文献[7]算法漏检了大量区域,文献[8]算法和文献[6]算法结果中在图像底部存在大量漏检的边缘,本文算法与其他三种算法相比漏检和误检较少,只有少数光斑存在误检。图 6 第二行阴影检测中,阴影内部的白色箭头区域比周围区域亮度明显要高,因此文献[7]算法、文献[8]算法以及文献[6]算法都将其错检为非阴影区域,而本文算法能够将阴影区域完整地检测出来。图 6 第 3~5 行的阴影检测中,本文算法均较为完整地检测出阴影区域,其他三种算法都会受到不同纹理表面的影响而存在一定的错检和漏检。图 6 第 6 行的阴影检测中,文献[7]算法和文献[6]算法存在大量的漏检,尤其针对阴影区域中表面材质变化较大的情况,检测效果相对较差,文献[8]算法检测结果相对较好,但仍存在不同材质表面阴影连贯性较差的问题,同时左下角阴影区域部分漏检,本文算法也存在部分阴影区域漏检问题,不过针对地面材质的变化,阴影检测结果的一致性和连贯性较好。图 6 第 7 行是草地上的弱阴影检测,由于草地表面纹理的复杂性,本文算法存在一定的错检,但能够得到相对较好的检测结果,而其他三种算法漏检较为严重。

为了进一步定量评价本文算法的检测效果,分别统计了本文算法、文献[6]算法、文献[7]算法和文献[8]算法在本文 100 幅图像上检测的阴影边界与真实阴影边界的误差,并采用文献[14]的三个评价标准来评估阴影检测算法的性能,即精确率(P)、召回率(R)和 F-score(F)。

$$P = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (13)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (14)$$

$$F = 2 \cdot \frac{P \cdot R}{P + R}. \quad (15)$$

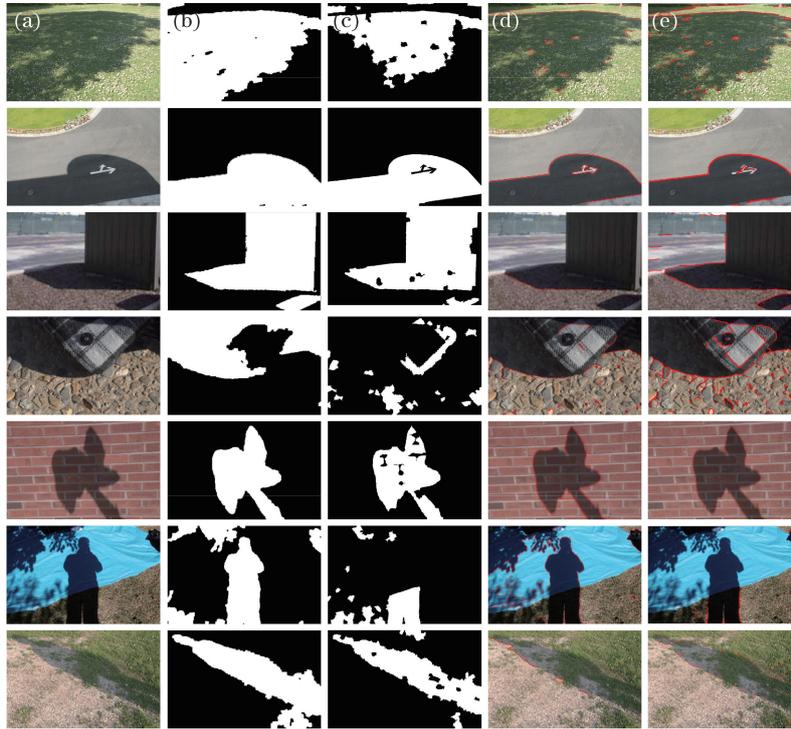


图 6 阴影检测结果对比。(a) 原图；(b) 本文检测的阴影区域结果；(c) 文献[7]算法检测阴影区域结果；
(d) 文献[8]算法检测阴影边界结果；(e) 文献[6]算法检测阴影边界结果

Fig. 6 Comparison of shadow detection results. (a) Original image; (b) shadow detection results of the proposed method;
(c) shadow detection results of Ref. [7] method; (d) shadow boundary detection results of Ref. [8] method;
(e) shadow boundary detection results of Ref. [6] method

式中 TP 表示被正确检测出来的阴影区域边缘的像元点个数, FN 表示实际为阴影却被误判为非阴影的阴影区域边缘的像元点个数, FP 表示实际为非阴影却被误判为阴影的阴影区域边缘的像元点个数。

表 1 给出了 4 种算法在本文数据库中检测结果的平均精确率、平均召回率以及平均 F-score 结果。由表 1 可知, 本文算法在召回率以及 F-score 上相比其他算法均有明显提高。本文算法主要针对像元点进行处理, 在检测出的阴影区域中存在一些未去除的孔洞, 从而造成了一定的虚假边缘, 同时本文算法针对阴影区域边缘进行统计及评价, 导致算法的精确率有所降低。图 7 给出了 100 幅图像的 F-score 值的对比结果, 由图 7 可知, 本文算法的整体表现优于其他三种算法。

表 1 不同算法精度评价

Table 1 Accuracy assessment of different algorithms

Method	Proposed method	Ref.[7] method	Ref.[8] method	Ref.[6] method
Precision	0.6393	0.3195	0.6582	0.6750
Recall	0.4267	0.1498	0.4094	0.3039
F-score	0.4800	0.1688	0.4549	0.3896

为了评价 4 种算法的效率, 本文对 4 种算法在 100 幅图像上的运行时间进行了统计, 计时均从读取原始图像开始到得到阴影检测结果为止, 统计结果如图 8 所示。由图 8 可知, 本文算法用时明显低于其他三种算法。根据表 2 所示的运行时间统计可知, 本文算法的平均速度大约是文献[8]算法的 2.3 倍、文献[7]算法的 8.3 倍、文献[6]算法的 22.7 倍。本文算法最大运行时间与最小运行时间均低于其他三种算法, 且运行时间的标准差也明显低于其他三种算法。因此, 本文算法的运行效率明显高于其他三种算法, 相比较而言, 本文算法的时间复杂度相对较低, 且算法运行速度相对稳定, 具有应用到实时场合的前景。如应用在智能交通中的道路识别, 障碍物检测等领域^[15]。

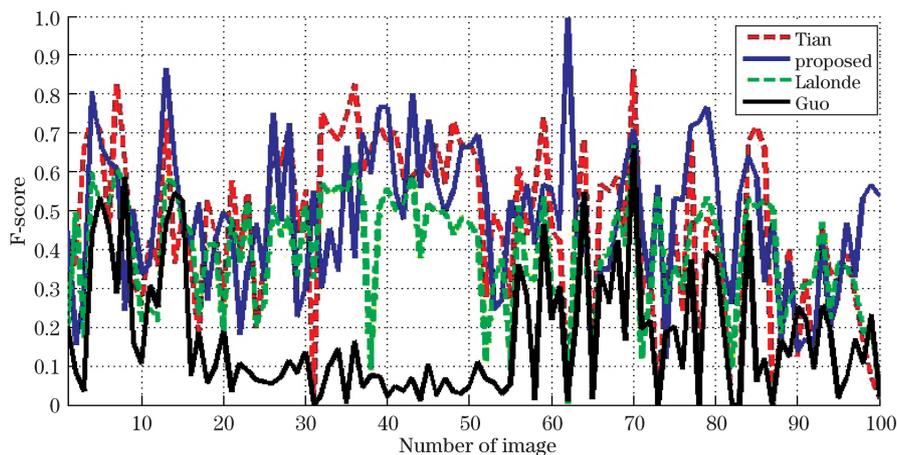


图 7 F-score 对比结果

Fig. 7 Comparison of F-score

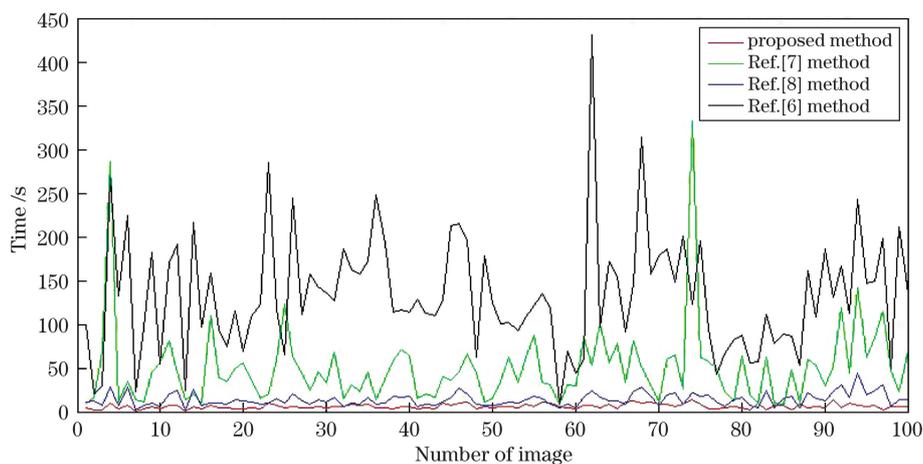


图 8 阴影检测运行时间对比

Fig. 8 Comparison of running timewith shadow detection

表 2 运行时间统计表

Table 2 Statistical result of running time

Method	Proposed method	Ref.[7] method	Ref.[8] method	Ref.[6] method
Average /s	6.053400657	50.26007827	13.95875658	133.49846
Maximum /s	14.14863605	332.3222133	44.57112268	431.4326801
Minimum /s	0.881732456	7.994918936	1.595090275	8.532210544
Standard deviation	2.755323568	46.87255137	7.489803555	67.97607187

4 结 论

针对室外场景图像提出了一种基于正交分解的阴影检测算法,该算法充分利用了彩色光照不变图像既保持了图像的纹理和颜色信息又消除了光照影响的特点进行聚类分析。该聚类能将反照率相似的区域划为一类。由于分解后的光照变化图像记录了光照变化的信息,相比于原图而言,该光照变化图像提高了阴影区域和非阴影区域的可分性,提高了阴影检测的准确性和有效性,降低了漏检率。同时,相较于目前主流算法中大量利用机器学习的算法,采用了 EM 迭代算法提取阴影区域,不需要复杂的特征算子的学习过程,大大降低了算法的时间复杂度,可应用到实时场合。所提出的算法通过与三种主流算法在精度和计算效率上的对比,显示了其优势。另外,本算法无需提供场景、运动目标、光照条件等先验知识,具有较好的普适性。

参 考 文 献

- 1 Sanin A, Sanderson C, Lovell B C. Shadow detection: A survey and comparative evaluation of recent methods[J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(4): 1684-1695.
- 2 Tian Jiandong, Wang Zhanpeng, Tang Yandong. Static shadow detection: A survey[J]. *Information and Control*, 2015, 44(2): 215-222.
田建东, 王占鹏, 唐延东. 静态阴影检测的研究进展[J]. *信息与控制*, 2015, 44(2): 215-222.
- 3 Sun J, Tian J, Du Y, *et al.* Retinex theory-based shadow detection and removal in single outdoor image[J]. *Industrial Robot*, 2009, 36(3): 263-269.
- 4 Tian J, Sun J, Tang Y. Tricolor attenuation model for shadow detection[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(10): 2355-2363.
- 5 Zhu J, Samuel K G G, Masood S Z, *et al.* Learning to recognize shadows in monochromatic natural images[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2010: 223-230.
- 6 Lalonde J F, Efros A, Narasimhan S G. Detecting ground shadows in outdoor consumer photographs[C]. *Computer Vision-ECCV*, 2010: 322-335.
- 7 Guo R, Member S, Dai Q, *et al.* Paired regions for shadow detection and removal[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(12): 2956-2967.
- 8 Tian J, Qi X, Qu L, *et al.* New spectrum ratio properties and features for shadow detection[J]. *Pattern Recognition*, 2016, 51(3): 85-96.
- 9 Huang J Z, Ng M K, Rong H, *et al.* Automated variable weighting in k-means type clustering[J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(5): 657-668.
- 10 Xiang Rihua, Wang Runsheng. A range image segmentation algorithm based on Gaussian mixture model[J]. *Journal of Software*, 2003, 14(7): 1250-1257.
向日华, 王润生. 一种基于高斯混合模型的距离图像分割算法[J]. *软件学报*, 2003, 14(7): 1250-1257.
- 11 Tian J, Tang Y. Linearity of each channel pixel values from a surface in and out of shadows and its applications[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2011: 985-992.
- 12 Qu L, Tian J, Han Z, *et al.* Pixel-wise orthogonal decomposition for color illumination invariant and shadow-free image[J]. *Optics Express*, 2015, 23(3): 2220-2239.
- 13 Li Yong, Ding Weili. Navigation line of vision extraction algorithm based on dark channel[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(2): 0215001.
李 勇, 丁伟利. 基于暗原色的农机具视觉导航线提取算法[J]. *光学学报*, 2015, 35(2): 0215001.
- 14 Prati A, Mikic I, Trivedi M M, *et al.* Detecting moving shadows: Algorithms and evaluation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(7): 918-923.
- 15 Wang Wenfeng, Ding Weili, Li Yong, *et al.* An efficient road detection algorithm based on parallel edges[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(7): 0715001.
王文锋, 丁伟利, 李 勇, 等. 一种高效的基于平行边缘的道路识别算法[J]. *光学学报*, 2015, 35(7): 0715001.