

基于半监督离散度的土壤彩色图像阴影检测*

韩璞楚^{1,2}, 曾绍华^{1,2}, 赵秉渝^{1,2}, 徐毅丹³, 王 帅⁴

(1. 重庆师范大学 计算机与信息科学学院; 2. 重庆市数字农业服务工程技术研究中心, 重庆 401331;
3. 重庆市北碚区植物保护植物检疫站, 重庆 400715; 4. 重庆市农业技术推广总站, 重庆 400121)

摘要:【目的】由于光照及土壤心土自然断口凹凸的影响,机器视觉采集终端获取的土壤图像中存在阴影,为避免对后续土种识别造成干扰,研究对土壤图像进行阴影检测的方法。【方法】通过对土壤彩色图像 HSI 颜色空间阴影与非阴影分析,发现阴影与非阴影分别在色调(H)和亮度(I)分量具有一定的分离特性;首先,为了增大分离特性用于土壤图像阴影检测,将 H 转换为 H'' ,并利用 H'' 和 I 引入拉伸因子构建具有显著双峰和分离特性的 m 测度,用于阴影检测;然后,利用 m 测度直方图双峰特性粗略估计阴影检测阈值,并根据粗略估计的阴影检测阈值及 2 个主峰点,对部分数据做阴影与非阴影标定,分析获取阴影与非阴影区域监督信息;最后,构建待检测数据子集和定义它与阴影和非阴影监督信息的离散度,逐步对未标定数据进行半监督聚类,完成土壤彩色图像阴影检测。【结果】本文算法分割土壤图像非阴影和阴影标准差分别为 0.063,0.058,检测的土壤图像非阴影和阴影标准差非常接近且数值较小,说明算法是有效的,和已有文献中的算法相比本文检测的土壤图像非阴影和阴影标准差更低,精度更高;同时,本文算法平均时间花销分别为 0.355 s,相比已有文献的结果,本文阴影检测时间花销更少。【结论】提出的基于半监督离散度聚类算法提升了土壤彩色图像阴影检测效率,算法有效。

关键词:半监督;阈值聚类;阴影检测;离散度

中图分类号:TP391.41

文献标志码:A

文章编号:1672-6693(2021)06-0104-10

土壤心土断口包含完整的土壤性状特征,常用于人工识别土壤种类,使土壤心土断口图像成为机器视觉识别土种的信息载体。机器视觉采集的土壤心土断口图像,由于受光照角度、遮蔽物和土壤断口表面凹凸不平等因素的影响,图像中包含阴影,并可能对后期的土种识别造成干扰。因此,阴影检测是机器视觉识别土种必需的预处理工作。

阴影检测大致分为基于模型和基于属性的方法。基于模型的方法^[1-3]需要相机、太阳照射角度、DMS 等参数支撑^[2]。基于属性的方法只利用图像数据信息进行阴影检测,可进一步细分为基于阈值^[4-13]、基于颜色转换^[15-16]和基于机器学习^[6-7,14,17-25]的阴影检测。

本文土壤阴影检测的目标是对单幅土壤图像的阴影检测。为了满足各类移动终端为机器视觉采集终端的应用要求,显然基于模型的方法不能适应土壤图像的阴影检测。土壤图像为土壤心土断口图像,在野外自然环境下采集,每张土壤图像实验样本的采集及标记成本较高,同时受气候、季节、地理位置、光照角度和环境遮蔽物等因素的影响和时间的限制,短时也不可能采集覆盖所有自然环境条件的土壤图像。所以,需要大量全自然环境覆盖的训练样本的机器学习方法也不适用于土壤阴影检测。通过分析发现机器学习中的半监督聚类算法^[18-25]利用少量有标签样本对大量无标签样本实现聚类,相比无监督聚类算法提高了聚类效果。为更好地实现土壤图像阴影检测,利用半监督聚类算法中半监督的概念,分析单幅土壤图像数据,确定少量监督信息进行土壤图像阴影检测。分析土壤图像阴影与非阴影区域色调(H)和亮度(I)分量的分布特性,构建新测度,提高阴影与非阴影数据的分离性;通过分析新测度数据的分布特性,标定部分阴影与非阴影数据,分析获取监督信息;构建待检测数据子集,利用监督信息构建离散度算法对待检测数据子集进行迭代聚类,实现土壤图像阴影检测。具

* 收稿日期:2021-01-11 修回日期:2021-01-16 网络出版时间:2021-09-13 11:10

资助项目:重庆市教育委员会科学技术研究项目(No. KJZD-K201900505);重庆市高校创新研究群体(No. CXQT20015)

第一作者简介:韩璞楚,女,研究方向为数字图像处理,E-mail: 1026287990@qq.com;通信作者:曾绍华,男,教授,博士,E-mail: zsh_cqnu@126.com

网络出版地址:https://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1165.N.20210910.1912.016.html

体检测流程如图 1 所示。

1 土壤图像阴影与非阴影分离特性的测度构建

1.1 阴影与非阴影 H 和 I 分量数据特征分析

HSI 颜色模型符合人的视觉感知系统,且各分量相互独立。

人眼对阴影区域与非阴影区域的感知主要体现为 H 和 I 两个分

量的差异。经对某市某区紫色土 4 土属 34 土种心土断口图像中人工选择 68 张(每土种 2 张)分布有明显的阴影和非阴影区域的土壤图像中,随机抽取第 6 张土壤图像,手工切割 50×50 非阴影子图 A 和 50×50 阴影子图 B 及 50×100 包含阴影与非阴影子图 C(封二图 2a),随机抽取第 27 张土壤图像,手动切割 50×50 的阴影子图 D(封二图 3a)。对 A、B、C 和 D 子图的 H 、 I 进行直方图分析,阴影与非阴影区域分析结果显示分别见封二图 2b~j 和封二图 3b~c。

封二图 2b~c 显示:阴影(子图 B)的 H_{shadow} 小于非阴影(子图 A)的 H_{light} ,阴影(子图 B)的 I_{shadow} 小于非阴影(子图 A)的 I_{light} ;阴影与非阴影分别在 H 、 I 分量上大体呈现分离分布特征,少量、局部呈现“混杂”分布。封二图 2d~e 显示:子图 C 的 I 分量直方图显示较明显的双峰特性,但子图 C 的 H 分量直方图的双峰特性不显著。封二图 2b~d 显示:阴影与非阴影的 H 分量分离特性不明显。封二图 2f~g 显示:A、B 和 C 子图的 H 和 I 分量的二维直方图呈现“两簇”分布,阴影与非阴影在 H 和 I 分量的二维空间具有明确的分离特性。封二图 2h~j 显示: H 分量跨度较大,阴影与非阴影双峰外存在一些频数较少的散点;经对散点进一步分析,它们为非主要土壤成分的小矿物杂质的成像点。封二图 3b~c 显示:阴影区域 H 分量值分布有两部分,一部分 H 分量值接近 0,一部分 H 分量值接近 1,表象为明显的不连续性分布。结合图 2 和 H 分量的取值为 $0 \sim 2\pi$ 的圆进行分析: H 分量被人为整化为 $0 \sim 1$,实际上相邻的 0 与 2π 整化为 0 和 1 后被人分为断。封二图 3b~c 显示了阴影区域 H 分量值跨 0 和 1 点的情形。

1.2 阴影与非阴影分离特性的测度构建

为更好地实现土壤图像阴影分割,增大阴影与非阴影的分离特性,构建新测度以提高阴影与非阴影分割精确度。

1.2.1 H 分量平移 封二图 2b,2h 显示,土壤阴影 H 分量值集中分布在 0 和 1 附近,且土壤非阴影 H 分量值大于阴影 H 分量值,也集中分布在 0 附近,由于 H 分量 0 和 1 是为相邻,为了使土壤 H 分量在 $0 \sim 1$ 上表象为连续分布,便于分析处理,对 H 分量进行平移获得 H' ,使土壤 H' 主体分布在 0.5 附近,见封二图 4。

$$\begin{cases} H'_i = H_i + 0.5, & \text{当 } H_i \leq 0.5 \\ H'_i = H_i - 0.5, & \text{当 } H_i > 0.5 \end{cases} \quad (1)$$

1.2.2 定义 H'' 由于 H' 分量直方图在双峰外存在少量非主要土壤成分的小矿物杂质的离散数据点,为减少这部分数据对整体数据双峰特性的影响,统计其余 H' 分量数据最大值 H'_{max} 和最小值 H'_{min} ,将 H' 直方图双峰外非主要土壤成分的小矿物杂质的离散数据进行重新赋值。对 H' 进行如下处理:

$$\begin{cases} H'_i = H'_{\text{min}}, & \text{当 } H'_i < H'_{\text{min}} \\ H'_i = H'_{\text{max}}, & \text{当 } H'_i > H'_{\text{max}} \\ H'_i = H'_i, & \text{当 } H'_{\text{min}} \leq H'_i \leq H'_{\text{max}} \end{cases} \quad (2)$$

将变化后的 H' 值拉伸到 $0 \sim 1$ 范围,定义为 H'' :

$$H''_i = \frac{H'_i - H'_{\text{min}}}{H'_{\text{max}} - H'_{\text{min}}} \quad (3)$$

1.2.3 构建具有显著双峰特性的分割测度 H'' 与 I 分量的二维直方图靠近 $(0,0)$ 点的簇是阴影,远离 $(0,0)$ 点的簇是非阴影。即 H'' 与 I 均小的为阴影, H'' 与 I 均大的为非阴影。定义 ω :

$$\omega_i = \frac{H''_i - H''_{\text{min}} + I_i - I_{\text{min}}}{H''_{\text{max}} - H''_{\text{min}} + I_{\text{max}} - I_{\text{min}}} \quad (4)$$

应用 ω 的指数函数比值拉伸 H'' , I 的变化,即构建测度 m :

$$m_i = \frac{\exp(\omega_i) - 1}{\exp(\omega_{\text{max}}) - 1} \quad (5)$$

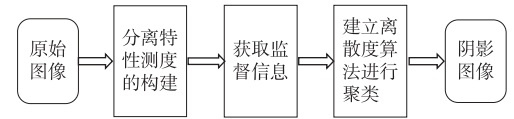


图 1 土壤图像阴影检测流程图

Fig. 1 Flow chart of soil shadow detection

其中: H_i'', I_i 分别表示第 i 个像素的 H'', I 分量值; H''_{\max}, H''_{\min} 以及 I_{\max}, I_{\min} 分别表示 H'', I 分量的最大值和最小值, ω_{\max} 表示 ω 中最大值。

本文 m 测度双峰特性如图 5 所示:

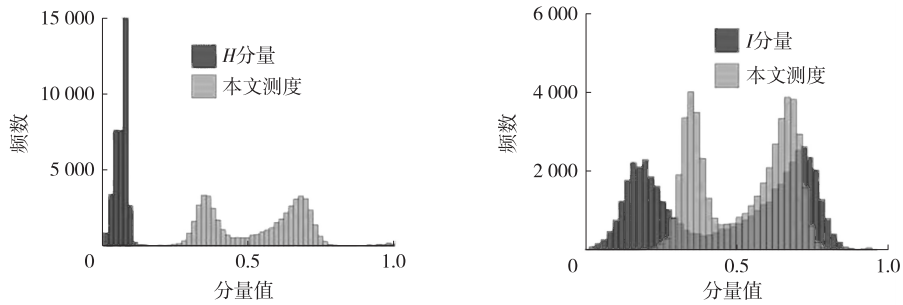


图 5 m 测度双峰特性

Fig. 5 Bimodal propertie of m -measure

图 5 显示: m 测度直方图分布较 H 分量直方图分布有明显双峰特性, m 测度直方图与 I 分量直方图比较, 它的双峰特性更加显著。

2 半监督离散度的土壤彩色图像阴影检测算法

2.1 m 测度均值位置证明

若 m 测度直方图具有双峰特性, 则 m 测度均值位于该直方图两峰值之间。假设呈双峰分布的数据直方图的均值 m_{avg} 位于第 1 个峰值左侧, 且设在直方图中小于均值的数据为 m_i , 数据量为 p ; 大于均值的数据为 m_j , 数据量为 q , 即 $\sum_{i=1}^p |m_i - m_{\text{avg}}| = \sum_{j=1}^q |m_j - m_{\text{avg}}|$ 。不失一般性, 由假设可知 $p < q$ 及 $|m_i - m_{\text{avg}}| < |m_{\max} - m_{\text{avg}}|$, 要满足式子两边相等, 则 m_i 中至少存在一个数大于等于 $\max\{m_j\}$ 。根据双峰直方图分布可知, 该假设不成立。同理, 均值位于第 2 个峰值右侧假设不成立。

2.2 获取 m 测度直方图的 2 个主峰值点

从 m 测度直方图获取第 1 个主峰峰值点 m_{peak} , 定义:

$$e = \min\left\{0, \frac{|m_{\text{mean}} - m_{\text{peak}}|}{m_{\text{mean}} - m_{\text{peak}}}\right\}, \quad (6)$$

$$m_{\text{range}} = m_{\text{peak}} + (-1)^e \times \frac{|m_{\min} - m_{\text{peak}}| \times |m_{\max} - m_{\text{peak}}|}{m_{\max} - m_{\min}}, \quad (7)$$

其中: m_{mean} 为测度均值, m_{\min}, m_{\max} 分别为测度 m 的最小值与最大值。

定义集合 R :

$$R = \{(-1)^e \times m_{\min}, (-1)^e \times m_{\text{range}}, (-1)^e \times m_{\max}\}. \quad (8)$$

求集合 R 的最大元素 $k = \max\{R\}$ 和集合 $R - k$ 的最大元素 $g = \max\{R - k\}$, 则 m 测度值的第 2 个峰值点位范围 $[\min\{|k|, |g|\}, \max\{|k|, |g|\}]$, 求取其中最大频数点即为第 2 个主峰值点 m'_{peak} 。

根据测度值属性可知, 2 个主峰值点中较小的峰值对应为阴影, 赋值给 $m_{\text{peak}}^{(1)}$, 较大峰值对应为非阴影, 赋值给 $m_{\text{peak}}^{(2)}$ 。利用 $m_{\text{peak}}^{(1)}$ 和 $m_{\text{peak}}^{(2)}$ 来更新 e 的值。

$$e = \frac{|m_{\text{mean}} - m_{\text{peak}}^{(c)}|}{m_{\text{mean}} - m_{\text{peak}}^{(c)}}. \quad (9)$$

2.3 阴影和非阴影的初始标定

2.3.1 m 测度阴影检测阈值的粗略估计 根据 2 个主峰值点 $m_{\text{peak}}^{(c)}$, 其中 $c = \{1, 2\}$, 分析 m 测度直方图可知, m 测度阴影检测阈值与封二图 6 的 $\alpha^{(c)}$ 和 $\beta^{(c)}$ 相关, 定义:

$$\alpha^{(c)} = \arctan \frac{H_{\text{peak}}^{(c)} / N}{\sum_{c=1,2} (-1)^c \times m_{\text{peak}}^{(c)} / m_{\max}}, \quad (10)$$

$$\beta^{(c)} = \exp\left(-\arctan \frac{(H_{\text{peak}}^{(c)} - Hr^{(c)}) / N}{|m_{\text{peak}}^{(c)} - mr^{(c)}| / m_{\max}}\right), \quad (11)$$

$$\varphi^{(c)} = \frac{\alpha^{(c)} \times \beta^{(c)}}{\sum_{c=1,2} (\alpha^{(c)} \times \beta^{(c)})} \quad (12)$$

其中: $H_{\text{peak}}^{(c)}$ 为第 c 个峰值点的频数, N 为测度总个数, $m_{r^{(c)}}$ 、 $Hr^{(c)}$ 分别为以第 c 个峰值点为圆心, $r^{(c)}$ 为半径, 获取圆上未标记标签的 m 测度值与频数, 本文取 $r^{(1)} = |m_{\text{peak}}^{(1)} - m_{\text{min}}| \times 0.1$, $r^{(2)} = |m_{\text{peak}}^{(2)} - m_{\text{max}}| \times 0.1$ 。

则可粗略估计 m 测度阴影检测阈值为:

$$v = m_{\text{peak}}^{(c)} + (-1)^c \times \omega^{(c)} \times \sum_{c=1,2} (-1)^c \times m_{\text{peak}}^{(c)} \quad (13)$$

2.3.2 部分阴影和非阴影的标定 利用 2 个主峰值点与粗略估计 m 测度阴影检测阈值 v 对阴影与非阴影数据进行标定:

$$\lambda^{(c)} = |v - m_{\text{peak}}^{(c)}| \times \omega^{(c)}, \quad (14)$$

$$b^{(c)} = m_{\text{peak}}^{(c)} + (-1)^c \times \lambda^{(c)}, \quad (15)$$

$$\begin{cases} l_i = 1, & \text{当 } m_i < b^{(1)} \\ l_i = 2, & \text{当 } m_i > b^{(2)} \end{cases} \quad (16)$$

其中 $b^{(c)}$ 为标定边界。

2.4 基于离散度的半监督阴影检测

为了充分利用未检测数据和标定数据的相似性, 避免 m 测度直方图不同偏态分布对阴影检测的影响, 仅以未检测数据所处半峰的峰值 $m_{\text{peak}}^{(c)}$ 与边界 $b^{(c)}$ 之间已标定数据为监督信息。

2.4.1 待检测数据子集的确定 定义比例系数 $\gamma^{(c)}$:

$$\gamma^{(c)} = \frac{\lambda^{(c)}}{\sum_{c=1,2} ((-1)^c \times m_{\text{peak}}^{(c)})}, \quad (17)$$

选取两组待检测数据构成待检测数据子集:

$$S_{\text{subset}}^{(1)} = [b^{(1)}, b^{(1)} + \gamma^{(1)} \times \sum_{c=1,2} ((-1)^c \times b^{(c)})], \quad (18)$$

$$S_{\text{subset}}^{(2)} = [b^{(2)} - \gamma^{(2)} \times \sum_{c=1,2} ((-1)^c \times b^{(c)}), b^{(2)}]. \quad (19)$$

2.4.2 基于离散度的半监督阴影检测 监督信息范围为 $[\min\{m_{\text{peak}}^{(c)}, b^{(c)}\}, \max\{m_{\text{peak}}^{(c)}, b^{(c)}\}]$ 则:

$$\begin{cases} m_{\text{peak}}^{(1)} < m_j < b^{(1)}, & \text{当 } c=1 \\ b^{(2)} < m_j < m_{\text{peak}}^{(2)}, & \text{当 } c=2 \end{cases} \quad (20)$$

监督信息与峰值 $m_{\text{peak}}^{(c)}$ 的距离均值参数 $D_{\text{mean}}^{(c)}$:

$$D_{\text{mean}}^{(c)} = \frac{1}{t} \sum |m_j - m_{\text{peak}}^{(c)}|. \quad (21)$$

其中: t 为 $[\min\{m_{\text{peak}}^{(c)}, b^{(c)}\}, \max\{m_{\text{peak}}^{(c)}, b^{(c)}\}]$ 范围内的数据个数, m_j 为第 j 个监督样本数据。

对待标定的 m 测度子集 $S_{\text{subset}}^{(c)}$ 进行聚类, 定义离散度 $D_i^{(c)}$:

$$s_i^{(c)} = \frac{|m_i - (m_{\text{peak}}^{(c)} + (-1)^{\max\{0, c-1\}} \times D_{\text{mean}}^{(c)})|}{\sum_{c=1,2} (-1)^c \times m_{\text{peak}}^{(c)} - \sum_{c=1,2} D_{\text{mean}}^{(c)}}, \quad (22)$$

$$a_i^{(c)} = \left| \arctan \frac{H_{\text{peak}}^{(c)}/N}{D_{\text{mean}}^{(c)}/D_{\text{sum}}} - \arctan \frac{H_{\text{peak}}^{(c)}/N}{|m_i - m_{\text{peak}}^{(c)}|/m_{\text{max}}} \right|, \quad (23)$$

$$D_i^{(c)} = s_i^{(c)} \times a_i^{(c)}. \quad (24)$$

其中: m_i 为 $S_{\text{subset}}^{(c)}$ 中第 i 个样本的 m 测度值, D_{sum} 为 $D_{\text{mean}}^{(1)}$ 与 $D_{\text{mean}}^{(2)}$ 之和。

对待检测数据子集进行阴影检测。将 $S_{\text{subset}}^{(1)}$ 集合中与第 1 类离散度较小的 $\frac{3}{4}$ 数据标记 $l_i = 1$; $S_{\text{subset}}^{(2)}$ 集合中与

第 2 类离散度较小的 $\frac{3}{4}$ 数据标记 $l_i = 2$ 。

2.4.3 半监督阴影检测迭代终止及剩余样本检测 $S_{\text{subset}}^{(c)}$ 中未被标记数据的 m 测度的最小值与最大值分别赋值给 $b^{(1)}$ 及 $b^{(2)}$, 更新待检测数据子集 $S_{\text{subset}}^{(c)}$ 和重新计算离散度并对待检测数据子集进行阴影检测, 直到所有被标定数据累计达全图数据的 90% 为止。

对剩余样本数据,应用(22)~(24)式来计算离散度,且与第 1 类的离散度小,划分为第 1 类;与第 2 类的离散度小,划分为第 2 类,至此完成阴影检测。

2.5 基于半监督离散度的土壤彩色图像阴影检测算法

依据上述算法思想,基于半监督离散度的土壤彩色图像阴影检测算法如下:

算法 1

输入 土壤图像 imageA

输出 土壤阴影二值图像 imageB

步骤 1 使用(1)~(3)式对 imageA 的 H 分量进行平移和拉升获得 H'' ;

步骤 2 使用(4)~(5)式计算拉伸因子 ω ,构建可分离性测度 m ;

步骤 3 利用测度直方图获取第 1 个主峰值点 m_{peak} ,使用(6)~(8)式确定测度直方图中第 2 个主峰值点位范围获取第 2 个主峰值 m'_{peak} ,根据测度 m 属性两个主峰值点中较小的值对应为阴影,赋值给 $m_{\text{peak}}^{(1)}$,较大的值对应为非阴影,赋值给 $m_{\text{peak}}^{(2)}$ 并根据(9)式更新 e ;

步骤 4 使用(10)~(13)式,构建角度 $\alpha^{(c)}$ 和 $\beta^{(c)}$,并以此构建比例参数,利用两个主峰值点粗略估计 m 测度阴影检测阈值 v ;

步骤 5 使用(14)~(16)式,利用两个主要峰值点与粗略估计的 m 测度阴影检测阈值 v 构建比例参数对部分 m 测度值进行标定,标定边界为 $b^{(c)}$,将小于边界 $b^{(1)}$ 的 m 测度值标记 $l_i=1$,大于边界 $b^{(2)}$ 的 m 测度值标记 $l_i=2$;

步骤 6 以未检测数据所处半峰的峰值 $m_{\text{peak}}^{(c)}$ 与边界 $b^{(c)}$ 之间已标定数据为监督信息。

While 被标定数据累计小于 90%

Repeat{

使用(17)~(19)式,定义比例系数 $\gamma^{(c)}$ 确定待检测数据子集 $S_{\text{subset}}^{(c)}$;使用(20)~(21)式利用监督信息构建距离均值参数 $D_{\text{mean}}^{(c)}$;使用(22)~(24)式定义离散度 $D_i^{(c)}$,计算待检测数据子集 $S_{\text{subset}}^{(c)}$ 与阴影和非阴影监督信息的离散度,将 $S_{\text{subset}}^{(1)}$ 集合与第一类离散度较小的 $\frac{3}{4}$ 数据标记 $l_i=1$,将 $S_{\text{subset}}^{(2)}$ 集合中与第 2 类离散度较小的 $\frac{3}{4}$ 数据标记 $l_i=2$,更新 $b^{(c)}$ 、待检测数据子集与监督信息;

}

步骤 7 迭代结束后,遍历剩余未标定 m 测度值,使用(22)~(24)式计算该测度值与两类的离散度,将其聚类到离散度较小的一类中,完成阴影检测。

步骤 8 根据测度属性,对部分阴影与非阴影标定,分析获取监督信息,利用监督信息构建离散度聚类算法对 m 测度值进行聚类标定,获得 $l_i=1$ 土壤阴影标签图像 imageB。

3 实验与分析

为验证本文算法的有效性,将本文算法与文献[4,26-28]的阴影检测算法进行对比实验。

3.1 实验样本的获取与实验环境

3.1.1 实验样本的获取 根据重庆市地方标准《DB50/T 796—2017 重庆土壤分类与代码》^[29],对分布于重庆市璧山区全部(4 属 34 土种)紫色土,使用铁锹锹出 20 cm 的耕层土壤,拍摄心土自然断口图像。从采集到的 300 张有阴影分布土壤图像中随机选取 90 张构成 18 组图像样本。

3.1.2 实验环境 本文实验环境: Intel(R) Core(TM) i5-4200 CPU @ 2.50GHz(2 CPU),内存 8.00 GB,显卡 Inter(R) HD Graphics 4600 的图形工作站; Windows 7 和 VS2015+ OpenCV 3.1.0。

3.2 实验结果与分析

3.2.1 阴影检测实验图像结果与分析 从 18 组图像样本随机选出 No. 12 和 No. 18 组土壤图像显示阴影检测对比实验图像结果(见封二图 7 和封三图 8)。

实验结果图集封二图 7 和封三图 8 和从实验结果图集封二图 7 和封三图 8 中抽出的(红框标识)典型图像显示:

1) 文献[26]阴影检测算法未完整检测阴影区域,出现严重的错分现象,无法获取阴影区域。

2) 文献[27]阴影检测算法获取的阴影区域完整度较低,对离散的小阴影区域和面积较大的阴影区域检测结果都不完整,本文算法对于以上两种情况都可精确获取完整阴影区域。例如,封三图 9a 中红框标注的离散土壤阴影,文献[27]算法无法获取完整的阴影区域,阴影边缘获取不完整,阴影内部存在离散空洞,本文算法完整获取离散阴影的边缘和内部区域,提高了离散阴影的检测精度;封三图 9b 中红框标注的较大的块状阴影区域,文献[27]算法无法检测完整的阴影边界,阴影内部存在较大的空洞,本文算法对较大的块状阴影可正确检测阴影,获取完整阴影边界;封三图 9c 中红框标注的阴影面积所占比例较大的土壤阴影,文献[27]算法阴影检测结果存在大量块状空洞,阴影检测精度较低,本文算法对该情况阴影分布可精确检测阴影,获取完整阴影区域。

3) 文献[28]阴影检测算法对离散的纹理特征较明显的非阴影区域错误检测为阴影区域,对于阴影占比较小的土壤图像可较完整获取阴影区域,但对于阴影占比较大的土壤图像无法完整获取阴影区域。例如,封三图 10a,10b 中红框标注的非阴影区域,文献[28]算法较离散的检测出非阴影,对纹理特征较明显的非阴影错误检测为阴影,本文算法降低纹理特征对阴影检测的影响,对纹理特征较明显的非阴影可正确检测,获取精确度较高的土壤阴影图像;封三图 10c 中红框标注的阴影面积较大的土壤图像,文献[28]算法检测结果中阴影边缘和内部有大量离散的空洞,阴影检测精确度较低,本文算法对阴影面积较大的土壤图像可获取完整阴影区域,有较高的阴影检测精度。

4) 文献[4]阴影检测算法对不同阴影分布可完整检测阴影区域,但对于土壤纹理特征明显的离散非阴影区域存在欠分割现象,阴影检测精确度较低。例如,封三图 11a~b 红框标注的纹理特征较明显的非阴影区域,文献[4]算法错误检测为阴影区域,阴影检测结果中存在大量离散非阴影,阴影检测精确度较低,本文算法降低纹理特征对阴影检测的影响,提高了阴影检测的精确度。

综上,文献[26]阴影检测算法无法检测出土壤阴影区域;文献[27]阴影检测算法未完整获取阴影区域,检测结果有大量空洞;文献[28]阴影检测算法对于阴影面积较大的土壤图像无法完整检测阴影区域,文献[4]与文献[28]对土壤纹理较明显的非阴影区域存在不同程度的欠分割现象,分割精确度较低;本文算法改善了以上算法的不足,对于阴影面积较大的土壤图像可较精确获取完整阴影区域,在获取完整阴影区域的基础上,降低土壤纹理特征对阴影检测的影响,提高阴影检测精确度,实现较优的土壤图像阴影检测。

3.2.2 阴影检测实验数据结果与分析 对全部 18 组样本图像统计非阴影和阴影的平均标准差及算法的时间花销,如表 1、表 2 所示。

表 1 为 18 组样本图像不同算法处理后非阴影区域和阴影区域的类内平均标准差,为实现可比性,将不同算法测度值转换到 0~1 范围后计算标准差。表中对比非阴影区域与阴影区域测度平均标准差可看出:对于土壤图像中阴影分布的不同情况,文献[26-28]对所有样本组非阴影和阴影标准差均值分别为 0.009,0.163;0.182,0.029;0.103,0.087。它们的阴影与非阴影标准差有数量级差异,无法精确实现土壤彩色图像阴影检测。文献[4]与本文算法对所有样本组非阴影和阴影标准差值均值分别为 0.097,0.085;0.063,0.058。两者阴影与非阴影标准差异度及数值较小,可较精确实现阴影检测,但本文算法阴影和非阴影标准差更小,阴影检测精确度更高。

表 2 为对 18 组样本图像中每张图像进行 10 次阴影检测每组样本图像平均时间花销。表中对比时间花销可以看出:文献[26]的时间花销较长,文献[27]、文献[28]、文献[4]与本文算法时间花销较短,其中,文献[27]运行时间较短是使用 H/I 比值图像、G 通道和 S 通道分别使用 OTSU 算法进行阈值分割获取最终阴影检测图像;文献[28]运行时间较短是直接采用 Lab 颜色模型中的 L 分量,利用该分量的均值与方差获得阴影检测结果。文献[4]与本文算法平均时间花销为 0.480,0.355 s,本文算法时间花销更少。结合图像实验与数据实验分析可得:本文算法对于土壤图像中阴影不同分布情况有较高的分割精度,运行时间较短。

4 结论

本文结合半监督概念对二分类问题土壤图像阴影检测进行研究。根据二分类问题双峰特性,利用数据直方图分布特性构建基于半监督离散度的土壤彩色图像阴影检测算法。1) 对 HSI 颜色空间土壤图像分析发现阴影区域与非阴影区域 H 和 I 分量具有一定分离特性,将 H 分量转换为 H'' 以增大阴影与非阴影区域分离特性,利用 H'' 和 I 分量建立拉伸因子构建具有明显双峰特性的测度 m 。2) 根据测度直方图双峰特性粗略估计 m 测度阴影检测阈值 v ,根据 2 个峰值与粗略估计的阴影检测阈值 v 对部分阴影与非阴影测度进行标定,分析获取阴影与

非阴影区域监督信息。3) 构建待检测数据子集并利用监督信息构建离散度算法,逐步对待检测数据子集进行半监督聚类,获取土壤阴影图像。

表 1 18 组样本图像的阴影区域和非阴影区域平均标准差

Tab.1 The average standard deviation of shadow and non-shadow regions of 18 sample images

样本组	指标	文献[26]算法	文献[27]算法	文献[28]算法	文献[4]算法	本文算法
1	非阴影标准差	0.006	0.140	0.079	0.080	0.057
	阴影标准差	0.272	0.021	0.109	0.090	0.069
2	非阴影标准差	0.007	0.203	0.130	0.105	0.068
	阴影标准差	0.041	0.023	0.072	0.085	0.064
3	非阴影标准差	0.009	0.247	0.129	0.113	0.073
	阴影标准差	0.183	0.021	0.087	0.096	0.060
4	非阴影标准差	0.002	0.178	0.083	0.072	0.062
	阴影标准差	0.105	0.018	0.060	0.064	0.050
5	非阴影标准差	0.004	0.141	0.066	0.080	0.055
	阴影标准差	0.133	0.028	0.147	0.118	0.086
6	非阴影标准差	0.012	0.121	0.117	0.161	0.069
	阴影标准差	0.081	0.043	0.055	0.070	0.046
7	非阴影标准差	0.007	0.231	0.102	0.091	0.056
	阴影标准差	0.193	0.029	0.082	0.085	0.056
8	非阴影标准差	0.013	0.216	0.142	0.119	0.076
	阴影标准差	0.130	0.179	0.073	0.088	0.053
9	非阴影标准差	0.012	0.197	0.085	0.096	0.065
	阴影标准差	0.134	0.020	0.141	0.113	0.063
10	非阴影标准差	0.012	0.224	0.156	0.123	0.076
	阴影标准差	0.221	0.022	0.071	0.088	0.060
11	非阴影标准差	0.006	0.179	0.073	0.080	0.049
	阴影标准差	0.286	0.019	0.106	0.078	0.055
12	非阴影标准差	0.013	0.203	0.116	0.104	0.074
	阴影标准差	0.133	0.018	0.083	0.088	0.069
13	非阴影标准差	0.007	0.205	0.125	0.113	0.080
	阴影标准差	0.163	0.020	0.090	0.095	0.066
14	非阴影标准差	0.011	0.192	0.111	0.100	0.073
	阴影标准差	0.198	0.015	0.095	0.094	0.057
15	非阴影标准差	0.013	0.157	0.099	0.094	0.079
	阴影标准差	0.141	0.015	0.100	0.090	0.068
16	非阴影标准差	0.012	0.146	0.083	0.072	0.050
	阴影标准差	0.176	0.014	0.064	0.065	0.039
17	非阴影标准差	0.013	0.174	0.092	0.088	0.052
	阴影标准差	0.185	0.017	0.077	0.074	0.052
18	非阴影标准差	0.009	0.135	0.070	0.063	0.035
	阴影标准差	0.164	0.014	0.055	0.050	0.031
均值	非阴影标准差	0.009	0.182	0.103	0.097	0.063
	阴影标准差	0.163	0.029	0.087	0.085	0.058

表2 18组样本图像阴影检测的时间花销

Tab.2 Time cost of shadow detection for 18 groups of samples

样本组	文献[26]算法	文献[27]算法	文献[28]算法	文献[4]算法	本文算法
1	1.870±1.130	0.06±0.073	0.023±0.004	0.399±0.016	0.391±0.001
2	1.655±1.097	0.11±0.094	0.026±0.005	0.654±0.029	0.345±0.003
3	0.861±0.669	0.10±0.078	0.022±0.004	0.480±0.021	0.338±0.003
4	5.391±2.421	0.09±0.101	0.024±0.003	0.396±0.017	0.302±0.001
5	5.194±1.402	0.07±0.017	0.022±0.002	0.683±0.030	0.357±0.004
6	6.305±1.413	0.18±0.023	0.024±0.002	0.368±0.018	0.387±0.007
7	1.714±0.587	0.13±0.068	0.023±0.002	0.619±0.029	0.346±0.002
8	8.448±3.479	0.11±0.021	0.028±0.002	0.281±0.009	0.369±0.002
9	2.198±1.092	0.09±0.027	0.022±0.002	0.692±0.036	0.382±0.001
10	2.859±1.102	0.11±0.021	0.024±0.001	0.371±0.008	0.365±0.003
11	2.471±1.079	0.08±0.056	0.025±0.001	0.444±0.013	0.400±0.005
12	12.280±1.379	0.11±0.079	0.023±0.003	0.598±0.017	0.407±0.003
13	5.169±1.135	0.11±0.104	0.024±0.001	0.433±0.094	0.363±0.001
14	5.218±1.104	0.10±0.096	0.023±0.002	0.394±0.004	0.378±0.005
15	11.388±2.271	0.08±0.038	0.023±0.003	0.401±0.076	0.328±0.003
16	5.468±0.626	0.12±0.062	0.022±0.001	0.621±0.037	0.324±0.004
17	1.502±0.362	0.11±0.004	0.023±0.001	0.643±0.071	0.312±0.003
18	2.471±0.629	0.10±0.022	0.022±0.001	0.672±0.035	0.306±0.001
均值	4.810±1.461	0.16±0.064	0.023±0.002	0.480±0.024	0.355±0.010

相关算法对比实验结果表明:文献[26-28]算法分割实验样本,非阴影和阴影标准差均值分别为0.009,0.163;0.182,0.029;0.103,0.087。因此,它们检测到的阴影与非阴影区域标准差有数量级差异,阴影与非阴影分割精度较差,阴影检测失败。文献[4]和本文算法对实验样本进行非阴影和阴影分割,标准差值均值分别为0.097,0.085;0.063,0.058,阴影检测获得的阴影与非阴影标准差差异及数值都较小,较好地实现了阴影检测,但本文算法检测到的阴影与非阴影区域标准差更小,阴影检测精确度更高。文献[4]算法与本文算法对实验样本平均时间花销分别为0.480和0.355 s,本文算法是较好地实现土壤彩色图像阴影检测算法中时间花销更少的,且有更好的检测精度,因此本文算法是有效的。

本文18组90张实验土壤图像样本中,最小的阴影和最小的非阴影占比分别为18.72%和2.82%,本文算法对低于此阴影和非阴影占比土壤图像阴影检测的适应性尚需进一步实验验证,对低阴影和低非阴影占比土壤图像阴影检测可能尚需要进一步研究。

参考文献:

- [1] ZHANG H Y, SUN K M, LI W Z, et al. Object-oriented shadow detection and removal from urban high-resolution remote sensing images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(11): 6972-6982.
- [2] KANG X D, HUANG Y F, LIU S T, et al. Extended random walker for shadow detection in very high resolution remote sensing images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56(2): 867-876.
- [3] SONG H H, HUANG B, ZHANG K H, et al. Shadow detection and reconstruction in high-resolution satellite images via morphological filtering and example-based learning[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(5): 2545-2554.
- [4] 罗侯桐. 紫色土彩色图像的土壤部分图像提取与增强[D]. 重庆: 重庆师范大学, 2019.
LUO Y T. Soil part image extraction and enhancement of purple soil color image[D]. Chongqing: Chongqing Normal University,

2019.

- [5] 程蓉,曾绍华,罗侯桐,等.紫色土彩色图像的 H 阈值分割[J].重庆师范大学学报(自然科学版),2019,36(2):86-95.
CHENG R,ZENG S H,LUO Y T,et al.H-threshold segmentation of purple soil color image[J].Journal of Chongqing Normal University (Natural Science),2019,36(2):86-95.
- [6] JIN Y W,XU W B,SHAO D H,et al.Object-oriented automatic and accurate shadow detection for very high spatial resolution satellite images[C]//IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Yokohama, Japan: IEEE,2019:19137881.
- [7] CHUNG K L,LIN Y R,HUANG Y H,et al.Efficient shadow detection of color aerial images based on successive thresholding scheme[J].IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2009,47(2):671-682.
- [8] YUAN X S,MARC E,WANG Z Z,et al.Single-image shadow detection and removal using local colour constancy computation [J].IET Image Processing,2015,9(2):118-126.
- [9] XIAO C X,SHE R Y,XIAO D L,et al.Fast shadow removal using adaptive multi-scale illumination transfer[J].Computer Graphics Forum,2013,32(8):207-218.
- [10] YAEL S,DANI L C.The shadow meets the mask:Pyramid based shadow removal[J].Computer Graphics Forum,2008,27(2):577-586.
- [11] HAN G,DARREN C.Interactive removal and ground truth for difficult shadow scenes[J].Journal of the Optical Society of America A,2016,33(9):1798.
- [12] TANG Z W,WU Y X.One image segmentation method based on Otsu and fuzzy theory seeking image segment threshold[C]// 2011 International Conference on Electronics,Communications & Control. Ningbo:IEEE,2011:2170-2173.
- [13] LIU J H,FANG T,LI D R,et al.Shadow detection in remotely sensed images based on self-adaptive feature selection[J].IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2011,49(12):5092-5103.
- [14] XU W Y,CHEN H,SU Q,et al.Shadow detection and removal in apple image segmentation under natural light conditions using an ultrametric contour map[J].Biosystems Engineering,2019,184:142-154.
- [15] ZHU X,CHEN R W,XIA H K,et al.Shadow removal based on YCbCr color space[J].Neurocomputing,2015,151:252-258.
- [16] GUILHERME F S,GRANCE B C,RICARDO D,et al.Near real-time shadow detection and removal in aerial motion imagery application[J].ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2018,140:104-121.
- [17] MO N,ZHU R X,YAN L,et al.Deshadowing of urban airborne imagery based on object-oriented automatic shadow detection and regional matching compensation[J].IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018,11(2):585-605.
- [18] DING S F,JIA H J,ZHANG L W,et al.Research of semi-supervised spectral clustering algorithm based on pairwise constraints[J].Neural Computing and Applications,2014,24(1):211-219.
- [19] SIANAK M,CARLOS A,RAGHVENDRA M,et al.Multiclass semi-supervised learning based upon kernel spectral clustering [J].IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems,2015,26(4):720-733.
- [20] DING S F,JIA H J,DU M J,et al.A semi-supervised approximate spectral clustering algorithm based on HMRF model[J]. Information Sciences,2018,429:215-228.
- [21] WEI S T,LI Z X,ZHANG C L,et al.Combined constraint-based with metric-based in semi-supervised clustering ensemble[J]. International Journal of Machine Learning & Cybernetics,2018,9(7):1085-1100.
- [22] XIONG S C,JAVAD A,FERN X L Z,et al.Active learning of constraints for semi-supervised clustering [J].IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering,2014,26(1):43-54.
- [23] WANG W W,YANG C Y,CHEN H Z,et al.unified discriminative and coherent semi-supervised subspace clustering[J].IEEE Transactions on Image Processing,2018,27(5):2461-2470.
- [24] YU Z W,LUO P N,LIU J M,et al.Semi-supervised ensemble clustering based on selected constraint projection[J].IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering,2018,30(12):2394-2407.
- [25] SAKET A,SUSHIL M,TUZEL O,et al.Semi-supervised kernel mean shift clustering[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2013,36(6):1201-1215.
- [26] XIAO C X,XIAO D L,ZHANG L,et al.Efficient shadow removal using subregion matching illumination transfer[J]. Computer Graphics Forum,2013,32(7):421-430.
- [27] 徐德政,唐新明,祝小勇,等.基于 HSI 色彩空间的资源三号影像阴影检测[J].测绘与空间地理信息,2017,40(1):56-58.
XU D Z,TANG X M,ZHU X Y,et al.Shadow detection of resource image based on HSI color space[J].Mapping and Spatial

Geographic Information, 2017, 40(1): 56-58.

[28] 梁永侦, 潘斌, 郭小明, 等. 基于 LAB 颜色空间的图像阴影检测与去除方法[J]. 计算机与现代化, 2019(10): 88-93.

LIANG Y Z, PAN B, GUO X M, et al. Image shadow detection and removal method based on Lab color space[J]. Computer and Modernization, 2019(10): 88-93.

[29] 重庆市质量技术监督局. 重庆土壤分类与代码: DB50/T 796—2017[S]. 重庆: 重庆市质量技术监督局, 2017.

Chongqing Municipal Bureau of Quality and Technical Supervision. Soil classification and code of Chongqing: DB50/T 796—2017[S]. Chongqing: Chongqing Municipal Bureau of Quality and Technical Supervision, 2017.

Shadow Detection of Soil Color Image Based on Semi-Supervised Dispersion

HAN Puchu^{1,2}, ZENG Shaohua^{1,2}, ZHAO Bingyu^{1,2}, XU Yidan³, WANG Shuai⁴

(1. College of Computer and Information Science, Chongqing Normal University;

2. Chongqing Center of Engineering Technology Research on Digital Agricultural Service, Chongqing 401331;

3. Chongqing Beibei District Station of Plant Protection Plant Quarantine Station, Chongqing 400715;

4. Chongqing Master Station of Agricultural Technology Promotion, Chongqing 400121, China)

Abstract: [Purposes] Due to the influence of light and natural fracture concavity of soil core soil, there are shadows in the soil image acquired by machine vision acquisition terminal. In order to avoid the interference to the subsequent soil species identification, it is necessary to detect the shadow of soil image. [Methods] Through the analysis of shadow and non-shadow in HSI color space of soil color image, it was found that shadow and non-shadow had certain separation characteristics in H and I components respectively. Firstly, in order to increase the separation characteristic for soil image shadow detection, H is converted to H'' , and then H'' and I are used to introduce stretching factor to construct m-measure with significant bimodal and separation characteristic for shadow detection. Then, the shadow detection threshold is roughly estimated by using the bimodal characteristic of m-measure histogram. According to the roughly estimated detection threshold and two main peak points, some data are calibrated for shadow and non-shadow, and the supervision information of shadow and non shadow area is obtained. Finally, the data subset to be detected is constructed, and the discreteness of the data subset and the supervision information of shadow and non-shadow is defined. Semi-supervised clustering of uncalibrated data is carried out step by step according to the dispersion. Semi-supervised clustering is used to complete the shadow detection of soil color image. [Findings] The experimental results show that the average standard deviations of non-shadow and shadow in soil image segmentation by comparison algorithms of reference [26-28] are 0.009, 0.163; 0.182, 0.029; 0.103, 0.087, respectively. There are order of magnitude differences between the standard deviations of non-shadow and shadow of soil image, and the shadow detection of soil color image is failed. The standard deviations of non-shadow and shadow detection algorithms in reference [4] and here are 0.097, 0.085; 0.063, 0.058, respectively. The results show that the both algorithms are effective, but the standard deviation of non-shadow and shadow of soil image detected here is lower, so the accuracy of shadow detection algorithm here is higher. At the same time, the average time cost of the algorithms in reference [4] and here are 0.480s and 0.355s, so the time cost of shadow detection here is lower. [Conclusions] It improves the efficiency of shadow detection of soil color image based on semi-supervised discrete degree clustering algorithm, and the algorithm is effective.

Keywords: semi-supervised; threshold clustering; shadow detection; dispersion

(责任编辑 许 甲)

(接正文105~108页)

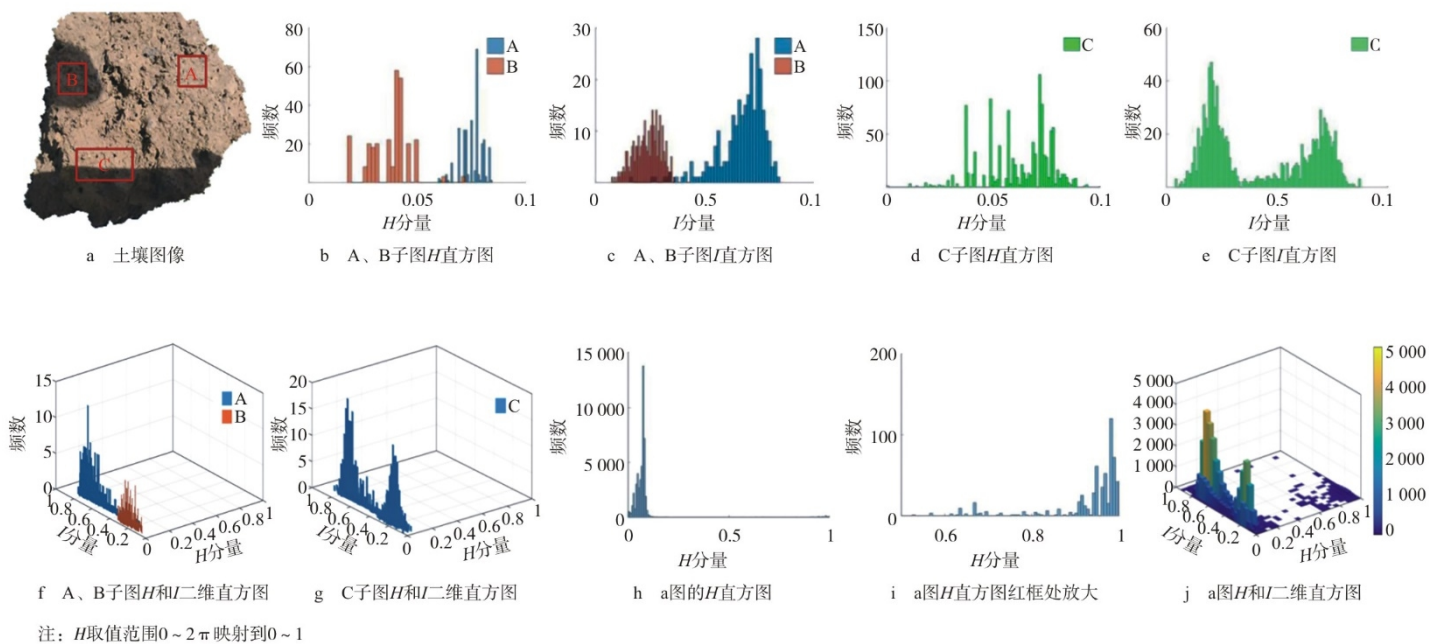


图2 阴影与非阴影区域的 H 和 I 分量直方图
Fig. 2 Histogram of H and I components in shadow and non-shadow regions

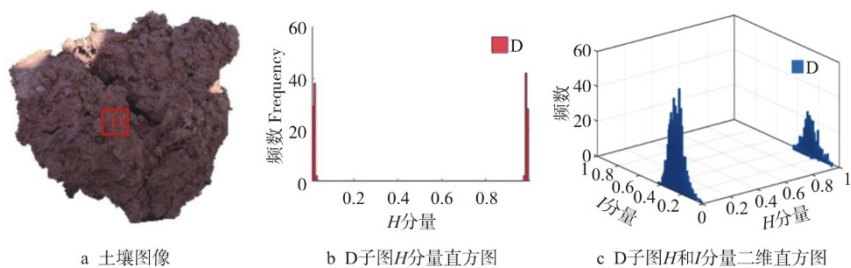


图3 阴影区域 H 和 I 分量直方图
Fig. 3 Histogram of H and I components in shadow region

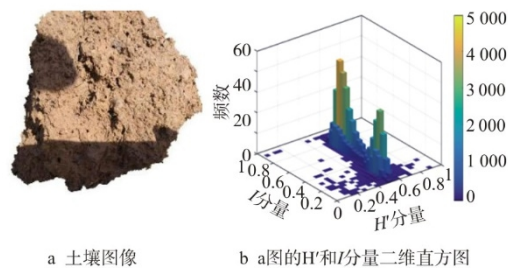


图4 H' 和 I 分量二维直方图
Fig. 4 Two dimensional histogram of H' and I components

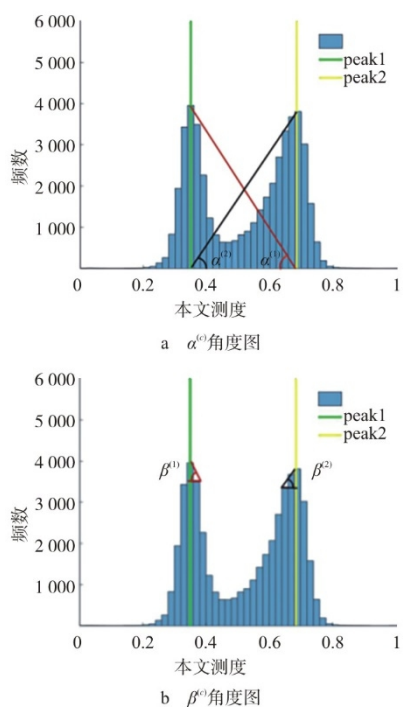


图6 $\alpha^{(c)}$ 和 $\beta^{(c)}$ 角度图
Fig. 6 Graph of angle $\alpha^{(c)}$ and $\beta^{(c)}$

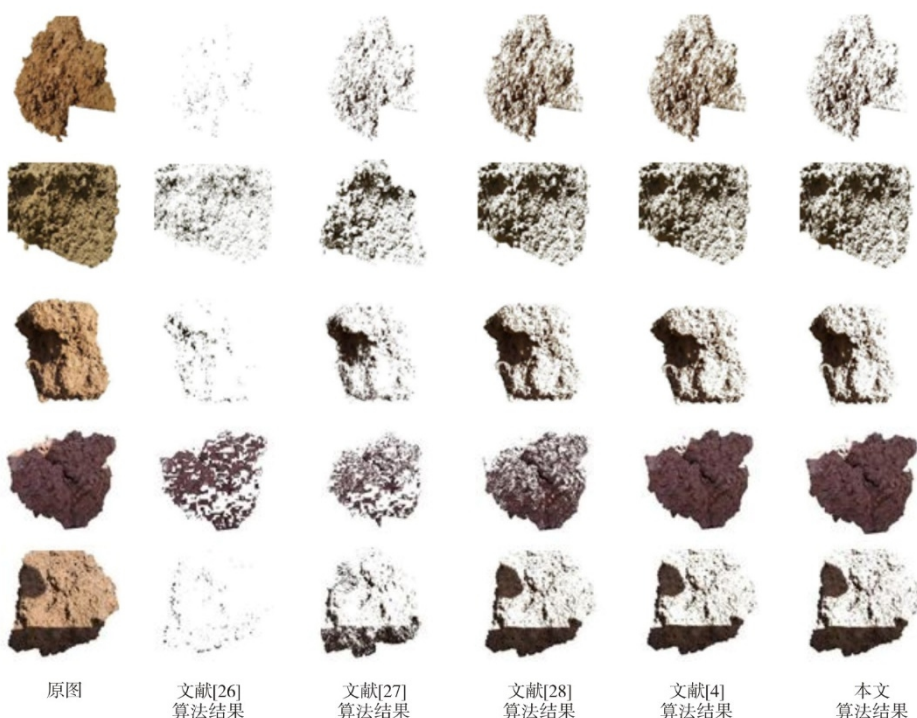


图7 不同算法对第12组样本的阴影检测结果
Fig. 7 Shadow detection results of the 12th group of samples with different algorithms

(接正文108~109页)

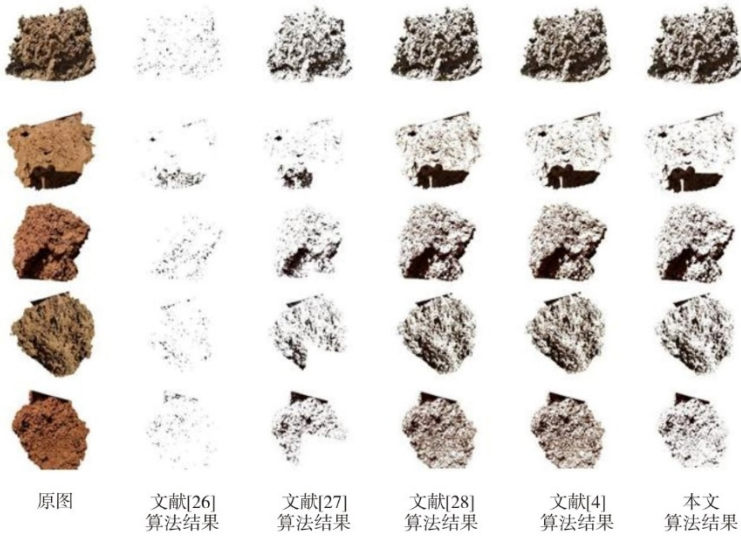
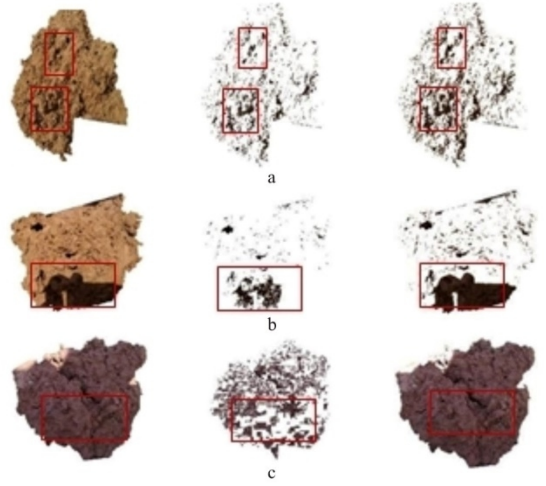
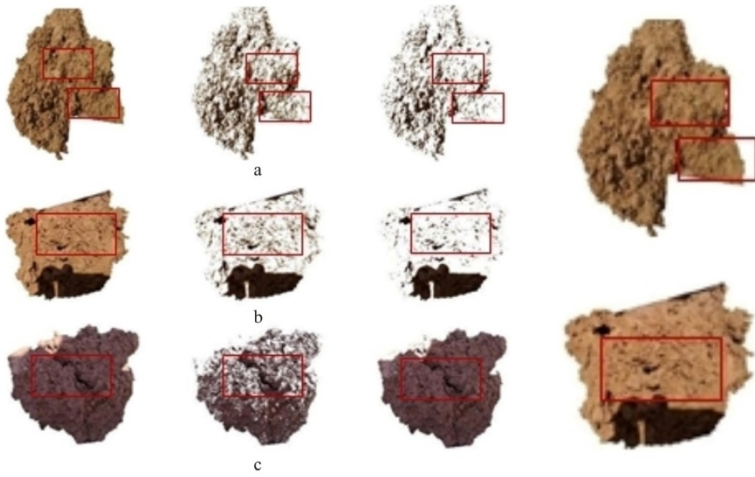


图8 不同算法对第18组样本的阴影检测结果
Fig. 8 Shadow detection results of the 18th group of samples with different algorithms



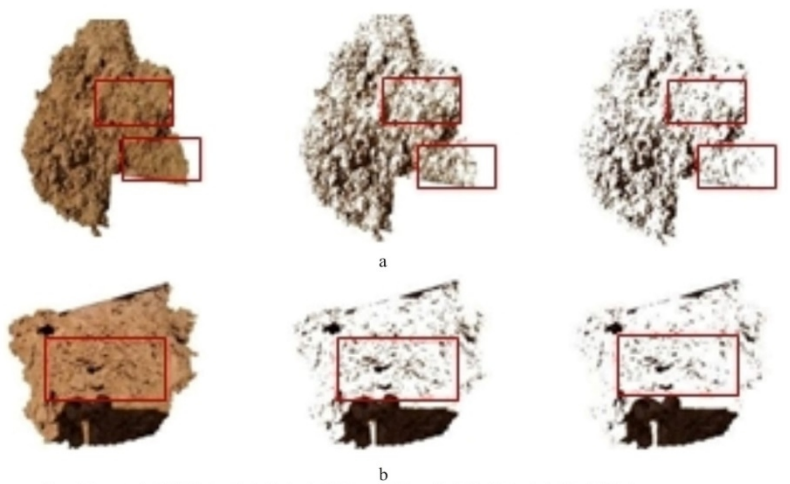
注：图a~c中图片从左到右依次为原图、文献[27]算法结果和本文算法结果

图9 文献[27]与本文算法示例图
Fig. 9 Example diagrams of algorithms in reference [27] and this paper



注：图a~c中图片从左到右依次为原图、文献[28]算法结果和本文算法结果

图10 文献[28]与本文算法示例图
Fig. 10 Example diagrams of algorithms in reference [28] and this paper



注：图a, b中图片从左到右依次为原图、文献[4]算法结果和本文算法结果

图11 文献[4]与本文算法示例图
Fig. 11 Example diagrams of algorithms in reference [4] and this paper

(接正文124~125页)

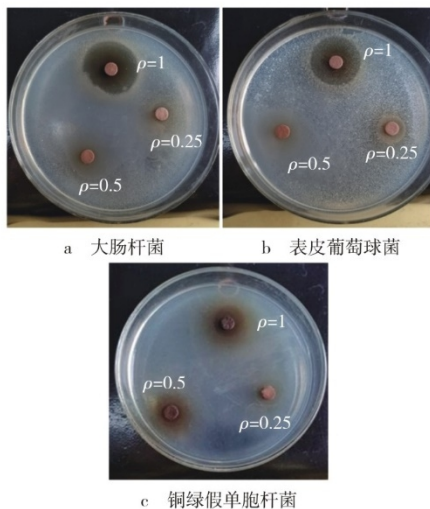


图2 复合中草药成膜喷剂的实验抑菌效果
Fig. 2 The antibacterial effect of the compound Chinese herbal film-forming spray

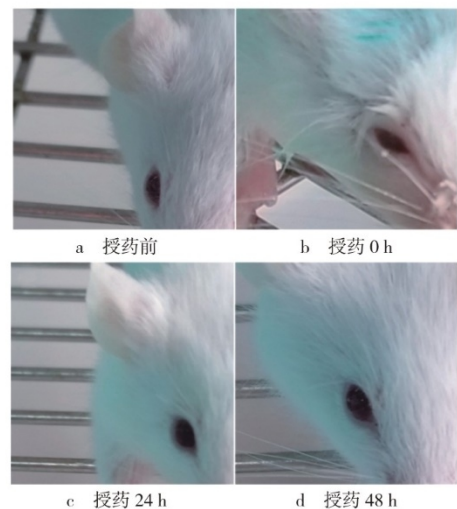


图3 复合中草药成膜喷剂的急性眼刺激实验
Fig. 3 Acute eye irritation test of the compound Chinese herbal film-forming spray