

引用格式: ZENG Shaohua, ZHAO Bingyu, WANG Shuai, et al. Controllable Brightness Enhancement of the Soil Image Based on Weighted Gaussian Subtraction Fitting[J]. Acta Photonica Sinica, 2022, 51(4):0410005

曾绍华, 赵秉渝, 王帅, 等. 加权高斯减法拟合的亮度可控土壤图像增强[J]. 光子学报, 2022, 51(4):0410005

加权高斯减法拟合的亮度可控土壤图像增强

曾绍华^{1,2}, 赵秉渝^{1,2}, 王帅³, 陈亚楠⁴, 朱德利^{1,2}

(1 重庆师范大学 计算机与信息科学学院, 重庆 401331)

(2 重庆市数字农业服务工程技术研究中心, 重庆 401331)

(3 重庆市农业技术推广总站, 重庆 400014)

(4 重庆市万州区土肥与农业生态保护站, 重庆 404199)

摘要:为了将野外不同光照环境机器视觉采集的土壤图迁移到特定亮度, 消除成像条件不一致对紫色土土种识别的影响, 提出土壤图像亮度可控增强算法。其方法是构建左局部区域的高斯拟合优化模型对土壤图像 Y 分量的直方图进行拟合, 求拟合剩余部分, 继续对剩余部分的左局部区域高斯拟合, 直到剩余部分足够小, 获得多次高斯拟合的加权拟合曲线; 然后在加权高斯减法拟合曲线中引入目标亮度实现图像亮度迁移, 完成土壤图像亮度可控增强; 最后根据色比不变性原理, 对 U、V 分量颜色校正, 获得土壤增强图像。实验结果显示: 以原图亮度为基点, 正负 30 个亮度灰度级为所提算法的有效增强变换范围; 所提算法比目前文献可查到的仅有的 2 个可控亮度图像增强对比算法的土壤图像增强变换的精度高, 失真度小。

关键词: 图像增强; 亮度可控; 加权高斯减法拟合; 土壤图像; 机器视觉

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20225104.0410005

0 引言

由于自然光照条件的影响, 野外机器视觉采集的土壤图像环境条件不一致, 会造成成像条件不同, 生成的图像也不同, 并可能给后续土种识别产生影响。为了解决环境条件的不一致性对进一步图像处理的影响, 一种方法是完整采集各种不同自然光照条件下的土壤图像, 建立模型进行识别, 但受自然条件、时间和经济成本限制, 实施较为困难。另一种方法是对采集土壤图像进行预处理, 将其转换为某些固定光照环境下的图像进行识别, 可降低成像环境条件不一致影响。因此, 土壤图像亮度可控增强成为令人瞩目的研究课题。

传统的图像增强主要为对比度增强, 包括基于 Retinex 理论的方法^[1-5]和基于直方图的方法^[6-9]。直方图方法分为直方图均衡化 (Histogram Equalization, HE)^[10-16]和直方图规定化 (Histogram Specification, HS)^[17-23]。HS 是将输入图像的直方图变换为期望直方图形态, 被许多学者改进。张龙涛^[17]将空域增强转换到模糊域增强, 弥补了传统空间域图像增强方法在提高图像对比度时对噪声敏感的缺陷。HUSSAIN K 等^[18]将输入图像直方图的不同部分通过特定变化获得目标直方图, 克服了效果不自然、增强过度 and 伪影等缺点。YELMANOV S 等^[19]基于亮度二元分布的无参数估计对图像进行增强, 提高了对比度增强的效率。LIU Chengwei 等^[20]利用全局和局部的互补特性增强红外图像的对比度, 以消除增强后的伪影。JAYASANKARIS 等^[21]提出反高斯直方图技术, 增加直方图两侧的像素点数, 解决不同偏斜图像的对比度增强问题。

基金项目: 重庆市高校创新研究群体项目 (No. CXQT20015), 重庆市教委科学技术研究重点项目 (No. KJZD-201900505), 重庆师范大学研究生科研创新项目 (No. YKC20032)

第一作者: 曾绍华 (1969—), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为计算机视觉、机器学习、数字农业工程等。Email: zsh_cqu@126.com

收稿日期: 2021-10-18; **录用日期:** 2021-11-17

<http://www.photon.ac.cn>

研究者对图像对比度增强的同时,对图像亮度也有不同程度的改善。但多数图像增强算法对增强图像的亮度是不可控的。XIAO Bin等^[22]用一维高斯曲线或二维高斯曲线,通过调整高斯曲线均值和标准差参数完成输入图像的直方图规定化,初步实现增强图像亮度和对比度控制。陆许明等^[23]通过图像的照度直方图裁剪与补偿,及概率模型的亮度和标准差估算,实现图像的亮度可控增强。

在土壤图像预处理中,将其转换为某些固定光照环境下的图像,降低成像环境条件不一致对后续土种识别的影响,要求对图像亮度操控比较精准,增强后的图像必须非常近似真实环境条件下采集的真实图像,失真度小。现有算法^[22-23]不能满足亮度可控土壤图像增强的精度要求,亮度可控精度差,颜色失真。本文通过加权高斯减法拟合提高对土壤图像原图亮度直方图的拟合精度,根据高斯曲线均值特性,进行拟合曲线迁移,以实现转换后图像亮度均值的精准可控,获取土壤图像亮度均值精准可控增强图像。

1 土壤图像的亮度直方图特征分析

对某市某区分布的4土属34土种紫色土取土壤“心土”,自然光照条件下拍摄的378张不同亮度土壤原图,切割为 300×300 像素的土壤子图,随机选取985张子图进行Y分量直方图分析。如图1(c)所示,土壤图像Y分量(亮度)直方图 $h^{(i)}(y)$ 呈偏态分布。经研究分析发现,如图2(a)所示,Y分量直方图的左部分局部区域近似于高斯曲线 $g^{(i)}(y)$ 的左部局部区域,能被高斯曲线较精确地拟合;其每次高斯拟合后的残差 $h^{(i)}(y) - g^{(i)}(y)$ 的左部局部区域仍近似高斯曲线,如图2(b)所示,直到残差 $h^{(i)}(y) - g^{(i)}(y)$ 近似于白噪声,如图2(c)所示。即土壤图像Y分量(亮度)直方图可被几个高斯曲线拟合。

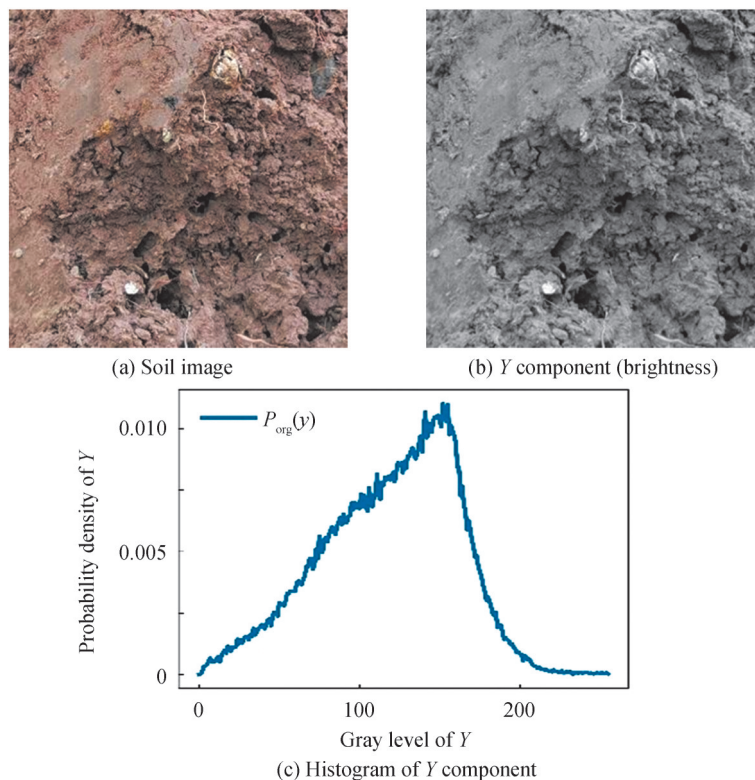


图1 土壤图像Y分量(亮度)直方图分析
Fig. 1 The histogram analysis of Y component (brightness) of soil image

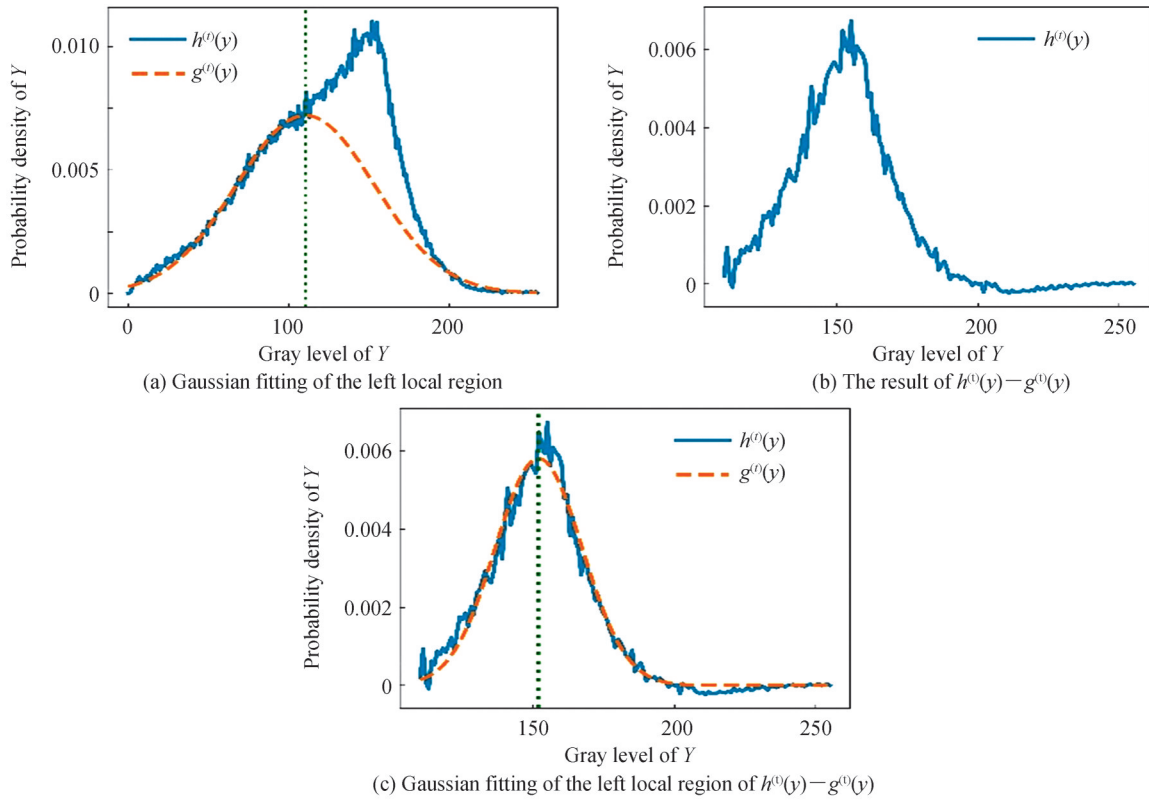


图2 土壤图像Y分量直方图左部局部区域的高斯拟合
Fig. 2 Gaussian fitting of the left local region of soil image Y component histogram

2 加权高斯减法拟合算法

2.1 构建左局部区域的高斯拟合优化模型

2.1.1 Y分量直方图

计算土壤图像Y分量各灰度级概率密度 $P_{\text{org}}(y)$

$$P_{\text{org}}(y) = y_{\text{fre}} / h \cdot \omega \quad (1)$$

式中, y 表示Y分量灰度级 $y \in [y_a, y_b]$, y_a 和 y_b 分别表示 y 中非0的最小值和最大值, y_{fre} 表示灰度级 y 的频数, h 为图像的高, ω 为图像的宽。

应用Y分量灰度级及其概率密度构建土壤图像Y分量直方图,如图1(c)。

2.1.2 高斯曲线

高斯曲线 $g(y)$ 为

$$g(y) = a \cdot \exp\left(-\frac{(y-b)^2}{2c^2}\right) \quad (2)$$

式中, a 是钟形曲线 $g(y)$ 尖峰的高度; b 为位置参数,是钟形曲线 $g(y)$ 尖峰中心的坐标; c^2 为尺度参数,表征钟形曲线 $g(y)$ 的宽度。

2.1.3 左局部区域的高斯拟合优化模型

如图3(a)所示,土壤图像Y分量定义域为 $[y_a, y_b]$ 。对 $y = b^{(t)}$ 左侧直方图 $h^{(t)}(y)$ 进行高斯 $g^{(t)}(y)$ 逼近,则

$$\min M_{(t)}(y) = \int_{y_a}^{b^{(t)}} |h^{(t)}(y) - g^{(t)}(y)| dy \quad (3)$$

式中, t 表示第 t 次高斯拟合。

同时,在 $y = b^{(t)}$ 右侧 $(b^{(t)}, y_b]$ 区域,高斯曲线 $g^{(t)}(y)$ 尽可能不超过直方图 $h^{(t)}(y)$,则

$$\begin{aligned} \min m_{(t)}(y) &= \int_{b^{(t)}}^{y_b} |g^{(t)}(y) - h^{(t)}(y)| dy \\ \text{s.t. } g^{(t)}(y) - h^{(t)}(y) &\geq 0 \end{aligned} \quad (4)$$

即, $m^{(t)}(y)$ 为 $g^{(t)}(y) - h^{(t)}(y) \geq 0$ 时的条件积分值。

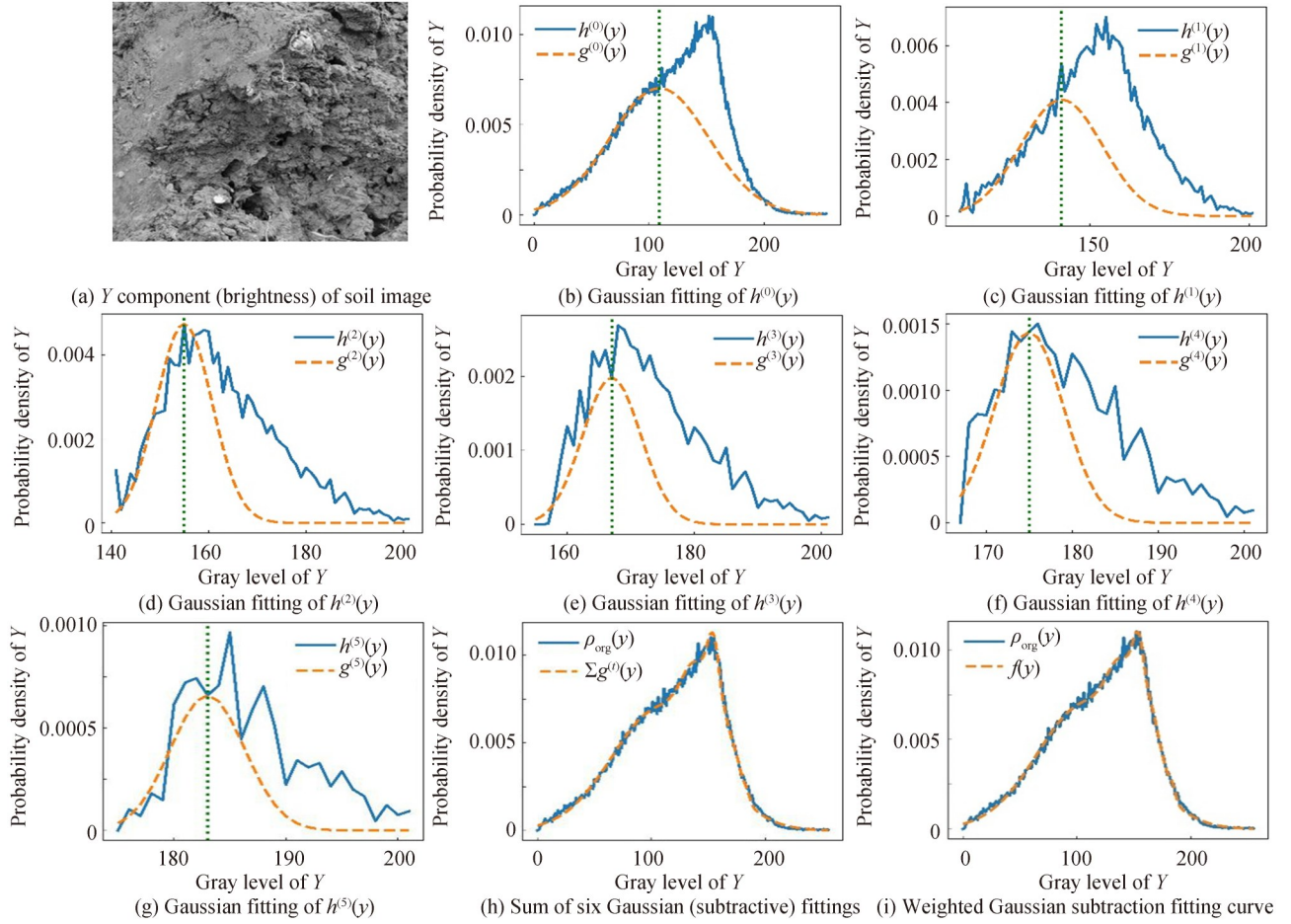


图3 土壤图像Y分量(亮度)直方图加权高斯减法拟合过程

Fig. 3 The process of weighted Gaussian subtractive fittings of soil image Y component (brightness) histogram

由于Y分量灰度级 $y \in [y_a, y_b]$, 步长为1, 则 $dy = 1$ 。最小化 $M_{(t)}(y)$ 可等效转化为最小化 $M_{(t)}^2(y)$, 同理, 最小化 $m_{(t)}(y)$ 等效转化为最小化 $m_{(t)}^2(y)$ 。用 $m_{(t)}^2(y)$ 为正则项约束 $M_{(t)}^2(y)$ 最小化, 获得左局部区域的高斯拟合优化模型, 即

$$\min M_{(t)}^2(y) + m_{(t)}^2(y) \quad (5)$$

2.2 求解左局部区域的高斯拟合优化模型

2.2.1 计算剩余待拟合直方图

初始 $h^{(0)}(y) = P_{\text{org}}(y)$, $g^{(0)}(y)$ 为 $h^{(0)}(y)$ 左局部区域的高斯拟合。计算每次高斯拟合后的剩余待拟合直方图 $h^{(t)}(y)$ 为

$$h^{(t)}(y) = h^{(t-1)}(y) - g^{(t-1)}(y) \quad (6)$$

式中, $t \geq 1$ 。

如果 $h^{(t)}(y)$ 的灰度级 y 小于 $g^{(t-1)}(y)$ 的参数 $b^{(t-1)}$, 则 $h^{(t)}(y)$ 置0; 如果 $h^{(t)}(y) < 0$, $h^{(t)}(y)$ 置0。

2.2.2 设置高斯参数 $b^{(t)}$ 的搜索区间

计算 $h^{(t)}(y)$ 在 $[y_a, y_b]$ 区域内的均值点 $\bar{y}^{(t)}$ 为

$$\bar{y}^{(t)} = \int_{y_a}^{y_b} h^{(t)}(y) \cdot y dy / \int_{y_a}^{y_b} h^{(t)}(y) dy \quad (7)$$

计算 $h^{(t)}(y)$ 在 $[y_a, \bar{y}^{(t)}]$ 区域内的均值点 $\bar{y}^{(t)}$ 为

$$\bar{y}^{(t)} = \int_{y_a}^{\bar{y}^{(t)}} h^{(t)}(y) \cdot y dy / \int_{y_a}^{\bar{y}^{(t)}} h^{(t)}(y) dy \quad (8)$$

令 $b_1^{(t)} = \lfloor \bar{y}^{(t)} \rfloor$, $b_2^{(t)} = \lceil \bar{y}^{(t)} \rceil$ 。根据高斯曲线的性质,且灰度级 $y \in [y_a, y_b]$,设置参数 $b^{(t)}$ 的搜索区间 $[b_1^{(t)}, b_2^{(t)}]$,且搜索步长为 1。

2.2.3 设置高斯参数 $a^{(t)}$ 的搜索区间

计算 $h^{(t)}(y)$ 在 $y = b_1^{(t)}$ 点的值 $a_1^{(t)}$ 为

$$a_1^{(t)} = h^{(t)}(b_1^{(t)}) \quad (9)$$

计算 $h^{(t)}(y)$ 在 $y = b_2^{(t)}$ 点的值 $a_2^{(t)}$ 为

$$a_2^{(t)} = h^{(t)}(b_2^{(t)}) \quad (10)$$

根据高斯曲线的性质,且灰度级 $y \in [y_a, y_b]$,设置参数 $a^{(t)}$ 的搜索区间 $[a_1^{(t)}, a_2^{(t)}]$,且搜索步长为 0.001。

2.2.4 设置高斯参数 $c^{(t)}$ 的搜索区间

根据标准正态的分布特性,95% 置信水平的置信区间为 $[\mu - 1.96\sigma, \mu + 1.96\sigma]$,99% 置信水平的置信区间为 $[\mu - 2.58\sigma, \mu + 2.58\sigma]$ 。在 $h^{(t)}(y)$ 的 $[y_a^{(t)}, b^{(t)}]$ 区域内,计算 95% 置信水平的置信下限 l_1 和 99% 置信水平的置信下限 l_2 ,并估算标准差 $c_1^{(t)}$ 、 $c_2^{(t)}$

$$c_1^{(t)} = (b^{(t)} - l_2) / 2.58 \quad (11)$$

$$c_2^{(t)} = (b^{(t)} - l_1) / 1.96 \quad (12)$$

根据高斯曲线的性质,且灰度级 $y \in [y_a, y_b]$,设置参数 $c^{(t)}$ 的搜索区间 $[c_1^{(t)}, c_2^{(t)}]$,且搜索步长为 0.1。

2.2.5 左局部区域的高斯拟合终止条件

计算 $h^{(t)}(y)$ 在 $[y_a, y_b]$ 区域内的拟合剩余差和 s

$$s = \int_{y_a}^{y_b} h^{(t)}(y) dy \quad (13)$$

如果 $s \leq 0.01$,则结束左局部区域的高斯拟合;如果 $s > 0.01$,则拟合未完成,对 $h^{(t)}(y)$ 继续进行左局部区域的高斯拟合。

2.3 加权高斯减法拟合

对左局部区域的高斯拟合结果加权,获得加权高斯减法拟合曲线 $f(y)$

$$f(y) = \sum_{t=1}^N \omega^{(t)} g^{(t)}(y) \quad (14)$$

式中, $g^{(t)}(y)$ 表示第 t 个高斯曲线, $\omega^{(t)}$ 表示第 t 个高斯曲线的权重, N 表示左局部区域的高斯拟合次数。

由于 $P_{\text{org}}(y)$ 为 $f(y)$,构建优化模型

$$\operatorname{argmin}_{\omega^{(t)}} \int_{y_a}^{y_b} \left| P_{\text{org}}(y) - \sum_{t=1}^N \omega^{(t)} g^{(t)}(y) \right| dy \quad (15)$$

将式(15)等效转化为

$$\operatorname{argmin}_{\omega^{(t)}} \sum_{t=0}^n \sum_{y=y_a}^{y_b} \left(P_{\text{org}}(y) - \sum_{t=1}^N \omega^{(t)} g^{(t)}(y) \right)^2 \quad (16)$$

利用式(16)求解 $\omega^{(t)}$,获得加权高斯减法拟合曲线 $f(y)$ 。土壤图像 Y 分量(亮度)直方图加权高斯减法拟合过程如图 3 所示。

2.4 加权高斯减法拟合算法

根据算法思想,设计加权高斯减法拟合算法(算法 1),步骤为:

输入	土壤图像 Y 分量
输出	加权高斯减法拟合曲线
过程	<p>Step1: 用式(1)计算土壤图像 Y 分量各灰度级概率密度 $P_{\text{org}}(y)$;</p> <p>Step2: 令 $P_{\text{org}}(y)$ 为剩余待拟合直方图 $h^{(0)}(y)$;</p> <p>Step3: repeat {</p> <p>Step3-1: 根据式(7)和式(8)设置参数 $b^{(t)}$ 的搜索区间 $[b_1^{(t)}, b_2^{(t)}]$;</p> <p>Step3-2: 根据式(9)和式(10)设置参数 $a^{(t)}$ 的搜索区间 $[a_1^{(t)}, a_2^{(t)}]$;</p> <p>Step3-3: 根据式(11)和式(12)设置参数 $c^{(t)}$ 的搜索区间 $[c_1^{(t)}, c_2^{(t)}]$;</p> <p>Step3-4: 依据式(5), 循环搜索 $h^{(t)}(y)$ 左局部区域的高斯拟合优化解, 获得本次高斯拟合参数 $a^{(t)}, b^{(t)}, c^{(t)}$;</p> <p>Step3-5: 计算剩余待拟合直方图 $h^{(t+1)}(y)$, 并用式(13)计算拟合剩余差和 s;</p> <p>} until (满足 $s \leq 0.01$)</p> <p>Step4: 用式(16)计算式(14)加权高斯减法拟合曲线 $f(y)$。</p>

3 土壤图像的亮度可控增强算法

3.1 Y 分量亮度可控增强

3.1.1 引入目标亮度

对加权高斯减法拟合曲线 $f(y)$ 归一化, 则

$$f^*(y) = f(y) / \int_{y_a}^{y_b} f(y) dy \quad (17)$$

计算 $f^*(y)$ 在 $[y_a, y_b]$ 区域内的亮度均值 μ_{org}

$$\mu_{\text{org}} = \int_{y_a}^{y_b} f^*(y) \cdot y dy \quad (18)$$

引入目标亮度 μ_{tar} , 计算亮度差值 $\Delta\mu$

$$\Delta\mu = \mu_{\text{tar}} - \mu_{\text{org}} \quad (19)$$

3.1.2 计算 Y 分量的期望概率密度

将亮度差值 $\Delta\mu$ 引入高斯曲线, 则

$$g^{(t)*}(y) = a^{(t)} \cdot \exp\left(-\frac{[y - (b^{(t)} + \Delta\mu)]^2}{2(c^{(t)})^2}\right) \quad (20)$$

计算增强图像 Y 分量的期望概率密度 $P_{\text{tar}}(y)$ 为

$$P_{\text{tar}}(y) = \sum_{t=1}^N w^{(t)} g^{(t)*}(y) \quad (21)$$

3.1.3 计算 Y 分量的累积分布

计算原始图像 Y 分量的累积分布 $C_{\text{org}}(y)$ 为

$$C_{\text{org}}(y) = \int_{y_a}^{y_b} P_{\text{org}}(y) dy \quad (22)$$

对增强图像 Y 分量的期望概率密度 $P_{\text{tar}}(y)$ 归一化, 则

$$P_{\text{tar}}^*(y) = P_{\text{tar}}(y) / \int_{y_a}^{y_b} P_{\text{tar}}(y) dy \quad (23)$$

计算增强图像 Y 分量的期望累积分布 $C_{\text{tar}}(y)$ 为

$$C_{\text{tar}}(y) = \int_{y_a}^{y_b} P_{\text{tar}}^*(y) dy \quad (24)$$

3.1.4 Y分量的灰度映射

在 $[y_a, y_b]$ 区域内,由原始图像Y分量的累积分布 $C_{\text{org}}(y)$ 和增强图像Y分量的期望累积分布 $C_{\text{tar}}(y)$ 计算新灰度级 y' 为

$$y' = \underset{y'}{\operatorname{argmin}} |C_{\text{org}}(y) - C_{\text{tar}}(y')| \quad (25)$$

3.2 U、V分量颜色校正

计算图像Y分量增强比例 γ 为

$$\gamma = y_{\text{new}}/y_{\text{org}} \quad (26)$$

式中, y_{new} 为增强图像的Y分量, y_{org} 为原图像的Y分量。

根据图像颜色比例不变性原理^[24],计算增强图像的U、V分量 u_{new} 、 v_{new} 分别为

$$u_{\text{new}} = \gamma \cdot (u_{\text{org}} - 128) + 128 \quad (27)$$

$$v_{\text{new}} = \gamma \cdot (v_{\text{org}} - 128) + 128 \quad (28)$$

最后,将增强图像的亮度分量 y_{new} ,色调分量 u_{new} 、 v_{new} 转换回RGB颜色空间,得到增强RGB图像。

3.3 加权高斯减法拟合的亮度可控土壤图像增强算法

依据算法思想,在式(20)中引入亮度迁移目标值 $b^{(i)} + \Delta\mu$,且基于加权高斯减法拟合曲线进行亮度迁移,因此,命名它为加权高斯减法拟合的亮度可控土壤图像增强算法(算法2),步骤为:

输入	加权高斯减法拟合曲线,土壤图像U、V分量
输出	增强RGB图像
过程	<p>Step1:用式(17)和式(18)计算原始的亮度值μ_{org};</p> <p>Step2:用式(19)计算亮度差值$\Delta\mu$;</p> <p>Step3:用式(20)和式(21)计算增强图像的期望概率密度$P_{\text{tar}}(y)$;</p> <p>Step4:用式(22)计算原始图像累积分布$C_{\text{org}}(y)$;</p> <p>Step5:用式(23)和式(24)计算增强图像期望累积分布$C_{\text{tar}}(y)$;</p> <p>Step6:用式(25)计算新灰度级y';</p> <p>Step7:用式(26)计算增强图像Y分量增强比例γ;</p> <p>Step8:用式(27)和式(28),计算U、V分量的增强结果u_{new}、v_{new},并进行RGB转化,获得增强RGB图像。</p>

4 实验结果与分析

4.1 实验样本的获取

按照重庆市地方标准^[25],在野外自然环境下,采集某市某区分布的4土属34土种紫色土土壤图像。用铁锹出耕层10~20 cm的紫色土“心土”放置不动,镜头距离“心土”60~100 cm处固定相机,自然光条件下用无线蓝牙按钮拍摄一对(2张)能够完全重叠的无遮挡的高光土壤图像和遮挡部分直射光的低光土壤图像。随机抽取50对土壤图像,在每对图像对应的相同位置不重叠截取 300×300 像素满土(不含任何背景)的土壤子图对。

样本集1:随机选择3组土壤子图对一个样本组,共随机组成10个样本组。

样本集2:将剩余20组土壤子图对打乱,随机选择3张土壤子图为一个样本组,共随机组成10个样本组。

仅不固定相机和刻意遮挡光照,随机拍摄土壤图像1037张,采集土壤图像进行亮度统计,按采集土壤图像亮度分布域3等分亮度宽度,随机选择3等分亮度的高中低亮度图像各30张,其土壤区域切割为 300×300 像素子图。

样本集3:从子图中随机选取高中低亮度子图各3张(共9张)为一组,共随机组成10个样本组。

4.2 实验设计和环境

为验证本文算法的有效性设计实验。

1)实验1:子图低亮度向高亮度转换精度实验。

分别用本文算法、文献[22]1-D HS算法和2-D HS算法对样本集1进行实验,比较低亮度子图向高亮度子图的转换结果与高亮度子图各对应像素的亮度差异。

2)实验2:子图高亮度向低亮度转换精度实验。

分别用本文算法、文献[22]1-D HS算法和2-D HS算法对样本集1进行实验,比较高亮度子图向低亮度子图的转换结果与低亮度子图各对应像素的亮度差异。

3)实验3:子图低亮度向高亮度转换图像颜色校正精度实验。

分别用本文算法、文献[22]1-D HS算法和2-D HS算法对样本集1进行实验,比较低亮度子图向高亮度子图的转换结果与高亮度子图各对应像素的 r 、 g 、 b 颜色差异。

4)实验4:子图高亮度向低亮度转换图像颜色校正精度实验。

分别用本文算法、文献[22]1-D HS算法和2-D HS算法对样本集1进行实验,比较高亮度子图向低亮度子图的转换结果与低亮度子图各对应像素的 r 、 g 、 b 颜色差异。

5)实验5:子图低亮度向高亮度转换亮度调节有效范围实验。

将样本集3每个子图的亮度均值作为基点,10作为级差进行每个子图亮度递增增强实验,检测本文算法调亮子图亮度的有效(不失真)范围。

6)实验6:子图高亮度向低亮度转换亮度调节有效范围实验。

将样本集3每个子图的亮度均值作为基点,10作为级差进行每个子图亮度递减增强实验,检测本文算法调暗子图亮度的有效(不失真)范围。

分别请5人对增强图像进行主观评判,认为其颜色失真记0分,不失真记1分,计算5人打分均值,低于0.8的视为失真图像。所有增强图像进行相同级差转换都“不失真”的前提下,亮度调节级差的最大值为亮度调节有效范围。

7)实验7:土壤图像亮度可控增强的目标亮度精度实验。

分别用本文算法、文献[22]1-D HS算法和2-D HS算法对样本集2进行实验,比较增强图像的亮度均值与设置目标亮度差异。

8)实验8:土壤图像加权高斯减法拟合迭代次数实验

用本文算法对样本集1、样本集2、样本集3进行实验,统计土壤子图的减法高斯拟合迭代次数。

实验在 Intel(R) Core(TM) i5-5200U CPU @2.20GHz,内存 12GB,显卡 NVIDIA GeForce 920M, Windows 10 教育版 64 位, PyCharm 2021.1.1 (Professional Edition) + Python 3.6.8+opencv-python 4.1.2.30+numpy 1.17.4+matplotlib 3.1.1 环境下完成。

4.3 实验结果与分析

4.3.1 子图低亮度向高亮度转换实验(实验1和实验3)结果及分析

对样本集1进行实验1和实验3,随机选取No.3组子图的图像结果和数据结果分别如图4和表1所示,10组样本的实验数据如表2所示。 $d_{(\cdot)}$ 为增强图像(\cdot)分量与目标图像(\cdot)分量对应像素间差的绝对值, $D(d_{(\cdot)})$ 为标准差。其中(\cdot)分别表示图像的Y分量、r分量、g分量和b分量。 d_c 表示 $d_r + d_g + d_b$, $D(d_c)$ 表示 $D(d_r) + D(d_g) + D(d_b)$ 。

由图4可看出:本文算法比1-D HS和2-D HS算法得到的图像结果整体亮度更符合目标图像的亮度,颜色差异、失真更小。因为本文加权高斯减法算法拟合原始图像的亮度直方图,相比1-D HS和2-D HS算法用一维高斯和二维高斯描述更精准,保留更多原图像的亮度结构信息;同时本文算法校正了 U 、 V 分量颜色,而对比算法1-D HS和2-D HS仅变化了图像LAB颜色空间中的 L 分量。

表1和2显示,在亮度和转换结果恢复的RGB颜色与目标图存在差异,本文算法转换图像与目标图像差异最小,精度最高。因此本文算法将子图低亮度向高亮度转换,能实现亮度可控映射和颜色校正,精度较高,算法有效。

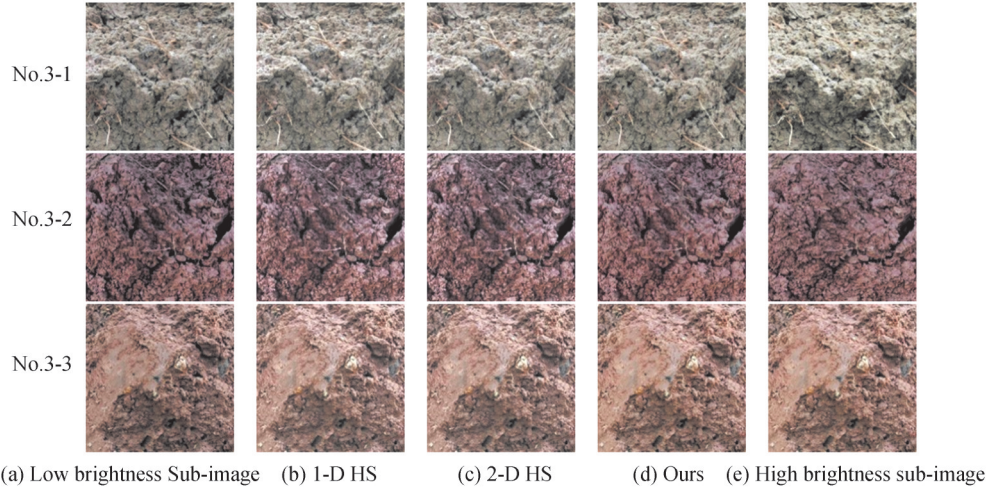


图4 不同算法在实验样本集1(No.3组)上得到的子图低亮度向高亮度转换图像

Fig. 4 Converting sub-images from low to high brightness on dataset 1 (No.3 group) with different algorithms

表1 不同算法在实验样本集1(No.3组)上得到的子图低亮度向高亮度转换的精度

Table 1 Accuracy of converting sub-images from low to high brightness on dataset 1 (No.3 group) with different algorithms

Sub-image	Algorithms	\bar{d}_y	$D(d_y)$	\bar{d}_r	\bar{d}_g	\bar{d}_b	$\frac{1}{3}\bar{d}_c$	$\frac{1}{3}D(d_c)$
No.3-1	1-D HS	11.645 1	14.350 5	12.216 8	11.541 0	11.941 0	11.899 6	14.257 2
	2-D HS	11.429 7	14.352 6	11.966 9	11.366 8	11.621 2	11.651 6	14.279 0
	Ours	10.405 9	13.301 7	11.045 4	10.361 6	10.306 6	10.571 2	13.264 8
No.3-2	1-D HS	12.214 8	15.602 8	12.107 8	12.335 3	12.755 8	12.399 6	15.649 3
	2-D HS	12.147 7	15.515 2	11.983 9	12.280 7	12.760 5	12.341 7	15.561 9
	Ours	10.868 4	13.551 7	10.519 8	11.055 4	11.581 7	11.052 3	13.633 8
No.3-3	1-D HS	12.873 8	16.330 7	13.680 9	12.983 8	13.046 9	13.237 2	16.346 8
	2-D HS	12.796 7	16.229 5	13.543 0	12.932 9	13.001 7	13.159 2	16.247 8
	Ours	11.445 7	14.607 8	12.681 7	11.800 3	11.683 6	12.055 2	14.609 7
Average	1-D HS	12.244 6	15.428 0	12.668 5	12.286 7	12.581 3	12.512 2	15.417 7
	2-D HS	12.124 7	15.365 8	12.498 0	12.193 5	12.461 1	12.384 2	15.362 9
	Ours	10.906 7	13.820 4	11.415 6	11.072 4	11.190 6	11.226 2	13.837 8

表2 不同算法在实验样本集1上得到的子图低亮度向高亮度转换的精度

Table 2 Accuracy of converting sub-images from low to high brightness on dataset 1 with different algorithms

Group	Algorithms	\bar{d}_y	$D(d_y)$	\bar{d}_r	\bar{d}_g	\bar{d}_b	$\frac{1}{3}\bar{d}_c$	$\frac{1}{3}D(d_c)$
1	1-D HS	14.764 2	18.459 0	15.775 8	14.806 9	15.408 7	15.330 5	18.414 4
	2-D HS	14.513 8	18.195 9	15.398 1	14.599 5	15.311 0	15.102 9	18.153 5
	Ours	11.971 6	14.829 4	13.073 5	12.150 8	13.283 6	12.836 0	14.841 7
2	1-D HS	13.243 8	16.776 4	13.700 5	13.298 7	13.380 0	13.459 7	16.798 0
	2-D HS	13.162 4	16.671 4	13.588 1	13.231 7	13.308 1	13.375 9	16.692 1
	Ours	12.000 0	15.199 2	12.749 6	12.167 4	12.150 3	12.355 8	15.215 6
3	1-D HS	12.244 6	15.428 0	12.668 5	12.286 7	12.581 3	12.512 2	15.417 7
	2-D HS	12.124 7	15.365 8	12.498 0	12.193 5	12.461 1	12.384 2	15.362 9
	Ours	10.906 7	13.820 4	11.415 6	11.072 4	11.190 6	11.226 2	13.837 8
4	1-D HS	12.992 7	16.359 9	13.737 3	13.046 5	13.287 2	13.357 0	16.358 7
	2-D HS	12.874 7	16.221 2	13.529 7	12.961 1	13.256 9	13.249 2	16.222 6
	Ours	11.165 8	14.020 7	12.209 2	11.340 3	11.633 9	11.727 8	14.030 5

5	1-D HS	13.468 3	16.575 2	13.922 3	13.412 8	13.536 9	13.624 0	16.535 3
	2-D HS	13.343 1	16.530 4	13.772 1	13.306 6	13.396 5	13.491 7	16.494 9
	Ours	11.682 1	14.827 3	12.264 1	11.642 5	11.611 5	11.839 4	14.803 2
6	1-D HS	14.021 4	17.708 9	14.728 4	14.049 4	14.324 6	14.367 5	17.725 0
	2-D HS	13.8600	17.523 5	14.505 5	13.911 9	14.206 4	14.207 9	17.540 2
	Ours	12.167 9	15.226 3	13.096 4	12.366 2	12.779 3	12.747 3	15.264 3
7	1-D HS	14.827 9	18.108 0	15.555 4	14.756 4	14.993 2	15.101 7	18.038 4
	2-D HS	14.555 5	17.942 0	15.221 3	14.518 1	14.732 5	14.823 9	17.881 5
	Ours	12.024 0	15.047 3	12.872 7	12.047 0	12.372 1	12.430 6	15.020 9
8	1-D HS	13.220 0	16.066 6	13.681 7	13.193 0	13.099 1	13.324 6	15.977 4
	2-D HS	12.979 1	15.940 7	13.428 1	12.968 9	12.827 7	13.074 9	15.859 5
	Ours	10.515 8	13.233 5	11.094 9	10.509 1	10.478 2	10.694 1	13.176 0
9	1-D HS	14.253 5	17.751 1	15.061 1	14.264 0	14.493 2	14.606 1	17.728 6
	2-D HS	14.091 5	17.585 2	14.830 9	14.127 1	14.409 3	14.455 8	17.563 5
	Ours	11.746 8	14.843 1	12.984 2	11.866 3	12.243 6	12.364 7	14.844 8
10	1-D HS	14.836 3	18.382 4	15.326 0	14.823 0	15.107 4	15.085 5	18.379 2
	2-D HS	14.626 7	18.177 9	15.066 2	14.629 0	14.967 3	14.887 5	18.175 1
	Ours	11.996 4	14.954 7	12.617 2	12.032 2	12.601 9	12.417 1	14.990 6
Average	1-D HS	13.787 3	17.161 6	14.415 7	13.793 8	14.021 1	14.076 9	17.137 3
	2-D HS	13.613 1	17.015 4	14.183 8	13.644 7	13.887 7	13.905 4	16.994 6
	Ours	11.617 7	14.600 2	12.437 7	11.719 4	12.034 5	12.063 9	14.602 5

4.3.2 子图高亮度向低亮度转换实验(实验2和实验4)结果及分析

在样本集1上进行实验2和实验4,随机选取No.7组子图的图像结果和数据结果分别如图5和表3所示,10组样本的实验数据如表4所示。

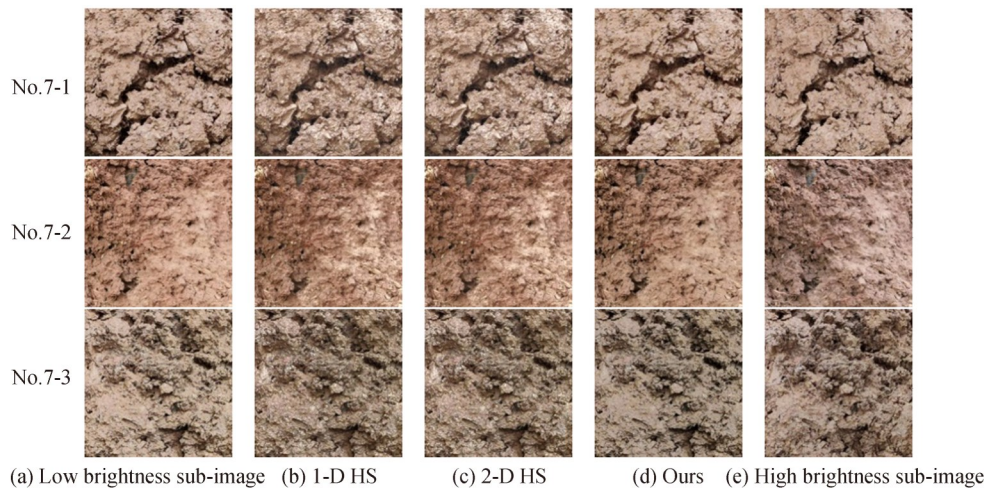


图5 不同算法在实验样本集1(No.7组)上得到的子图高亮度向低亮度转换图像

Fig. 5 Converting sub-images from high to low brightness on dataset 1 (No.7 group) with different algorithms

图5、表3和表4结果显示:样本集1子图高亮度向低亮度转换,具有子图低亮度向高亮度转换相同的结论,本文算法有效。

表3 不同算法在实验样本集1(No.7组)上得到的子图高亮度向低亮度转换的精度
Table 3 Accuracy of converting sub-images from high to low brightness on dataset 1 (No.7 group) with different algorithms

Sub-image	Algorithms	\bar{d}_y	$D(d_y)$	\bar{d}_r	\bar{d}_g	\bar{d}_b	$\frac{1}{3}\bar{d}_c$	$\frac{1}{3}D(d_c)$
No.7-1	1-D HS	15.479 8	19.433 9	15.997 6	15.367 7	15.524 1	15.629 8	19.444 2
	2-D HS	15.394 3	19.323 8	15.943 3	15.276 0	15.374 1	15.531 2	19.331 8
	Ours	13.005 5	16.392 5	13.676 8	12.872 2	12.771 5	13.106 8	16.383 4
No.7-2	1-D HS	12.023 3	14.682 1	12.517 8	12.057 2	11.779 7	12.118 2	14.756 5
	2-D HS	11.605 9	14.529 6	12.179 7	11.589 8	11.450 2	11.739 9	14.580 3
	Ours	10.954 0	13.967 4	11.789 1	10.861 6	10.915 8	11.188 8	13.987 0
No.7-3	1-D HS	15.482 5	19.402 0	15.049 5	15.860 0	17.235 7	16.048 4	19.462 7
	2-D HS	15.315 4	19.309 0	14.907 7	15.686 4	17.081 1	15.891 7	19.369 8
	Ours	10.619 1	13.257 4	11.756 6	10.998 5	13.589 5	12.114 8	13.367 2
Average	1-D HS	14.328 5	17.839 3	14.521 6	14.428 3	14.846 5	14.598 8	17.887 8
	2-D HS	14.105 2	17.720 8	14.343 6	14.184 1	14.635 1	14.387 6	17.760 6
	Ours	11.526 2	14.539 1	12.407 5	11.577 4	12.425 6	12.136 8	14.579 2

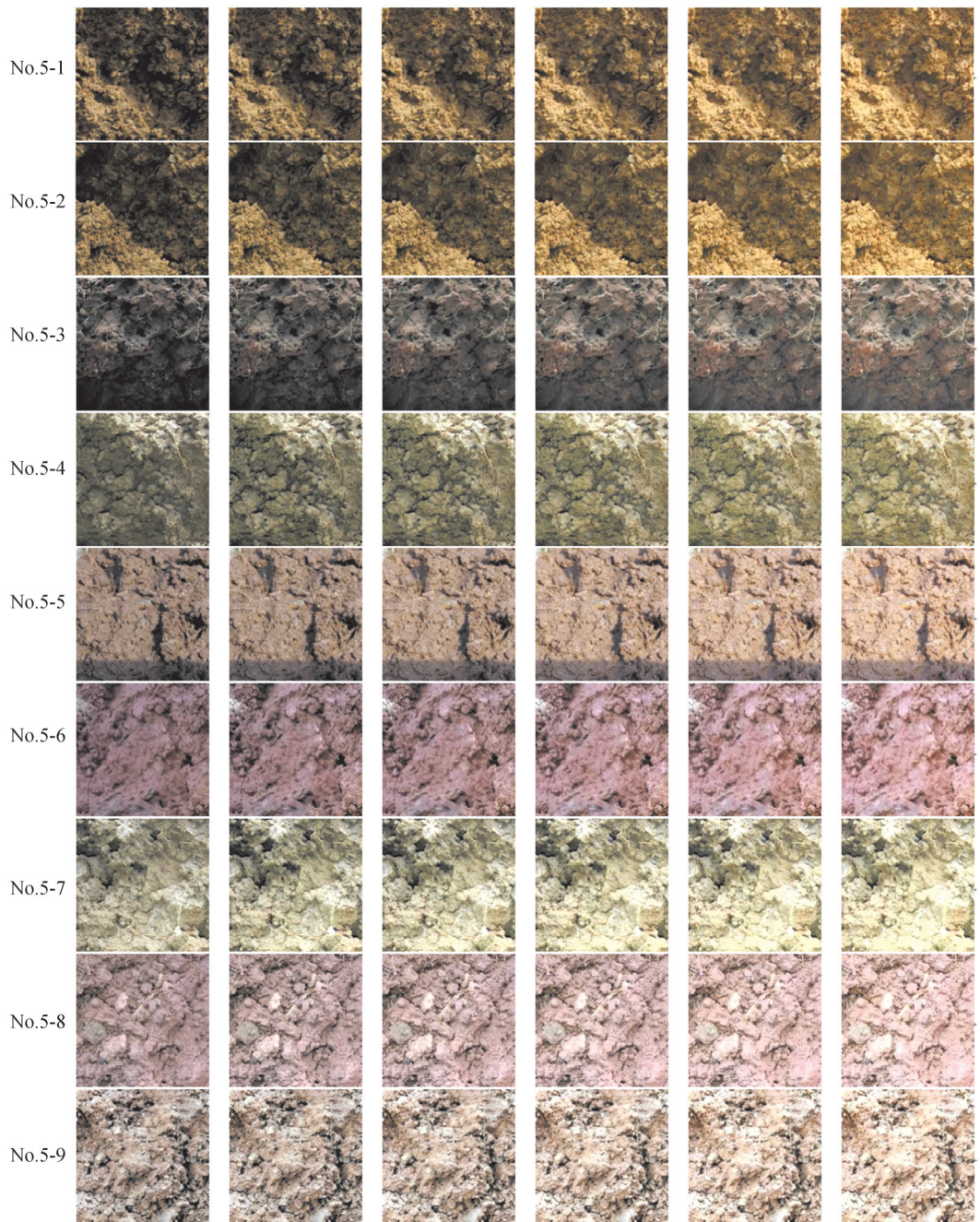
表4 不同算法对在实验样本集1上得到的子图高亮度向低亮度转换的精度
Table 4 Accuracy of converting sub-images from high to low brightness on dataset 1 with different algorithms

Group	Algorithms	\bar{d}_y	$D(d_y)$	\bar{d}_r	\bar{d}_g	\bar{d}_b	$\frac{1}{3}\bar{d}_c$	$\frac{1}{3}D(d_c)$
1	1-D HS	15.049 8	18.894 6	14.884 4	15.396 4	16.594 0	15.624 9	18.926 7
	2-D HS	14.935 6	18.834 8	14.809 6	15.272 6	16.468 5	15.516 9	18.865 4
	Ours	11.066 3	13.879 4	12.281 0	11.325 7	13.050 8	12.219 2	13.931 9
2	1-D HS	13.598 4	17.347 9	13.779 0	13.747 4	13.822 8	13.783 1	17.369 9
	2-D HS	13.597 8	17.361 0	13.791 5	13.742 6	13.813 0	13.782 4	17.382 3
	Ours	11.966 3	15.121 1	12.329 0	12.152 8	12.376 3	12.286 0	15.137 6
3	1-D HS	12.765 9	16.038 2	12.921 0	12.890 2	13.156 1	12.989 1	16.094 1
	2-D HS	12.664 8	15.990 5	12.845 5	12.778 8	13.050 7	12.891 7	16.040 1
	Ours	11.375 4	14.385 8	11.846 6	11.503 1	11.842 9	11.730 9	14.410 6
4	1-D HS	13.760 5	17.221 8	13.769 6	14.002 7	14.598 5	14.123 6	17.250 4
	2-D HS	13.697 2	17.204 8	13.743 6	13.929 6	14.496 3	14.056 5	17.230 3
	Ours	11.319 5	14.205 3	11.904 1	11.529 0	12.330 8	11.921 3	14.224 5
5	1-D HS	13.229 8	16.526 5	13.610 3	13.212 1	13.318 8	13.380 4	16.552 3
	2-D HS	13.116 0	16.435 9	13.525 8	13.087 6	13.189 8	13.267 7	16.454 6
	Ours	11.778 1	14.936 0	12.356 9	11.727 5	11.961 2	12.015 2	14.944 6
6	1-D HS	14.496 5	18.452 1	14.481 6	14.734 7	15.235 5	14.817 3	18.499 8
	2-D HS	14.432 5	18.429 3	14.435 1	14.665 1	15.180 1	14.760 1	18.476 2
	Ours	11.668 8	14.639 9	12.373 3	11.937 7	12.887 2	12.399 4	14.694 9
7	1-D HS	14.328 5	17.839 3	14.521 6	14.428 3	14.846 5	14.598 8	17.887 8
	2-D HS	14.105 2	17.720 8	14.343 6	14.184 1	14.635 1	14.387 6	17.760 6
	Ours	11.526 2	14.539 1	12.407 5	11.577 4	12.425 6	12.136 8	14.579 2
8	1-D HS	12.174 9	15.407 2	12.632 6	12.172 6	12.164 1	12.323 1	15.422 3
	2-D HS	12.004 3	15.305 0	12.487 9	11.992 2	11.980 7	12.153 6	15.308 9
	Ours	10.383 3	13.136 6	11.024 7	10.377 3	10.321 4	10.574 5	13.120 2
9	1-D HS	14.271 2	18.053 6	14.506 3	14.428 7	14.956 7	14.630 6	18.085 2
	2-D HS	14.152 2	17.955 2	14.410 7	14.303 6	14.828 1	14.514 1	17.986 6
	Ours	11.517 4	14.554 8	12.476 8	11.711 0	12.714 6	12.300 8	14.585 2

10	1-D HS	15.127 1	18.884 6	15.043 9	15.270 5	15.853 7	15.389 4	18.908 1
	2-D HS	14.961 8	18.758 6	14.882 7	15.106 1	15.684 5	15.224 4	18.781 8
	Ours	11.719 6	14.607 9	12.414 3	11.808 1	12.699 2	12.307 2	14.651 4
Average	1-D HS	13.880 3	17.466 6	14.015 0	14.028 4	14.454 7	14.166 0	17.499 7
	2-D HS	13.766 7	17.399 6	13.927 6	13.906 2	14.332 7	14.055 5	17.428 7
	Ours	11.432 1	14.400 6	12.141 4	11.565 0	12.261 0	11.989 1	14.428 0

4.3.3 子图低亮度向高亮度转换亮度变化有效范围实验(实验5)结果及分析

在样本集3上进行实验5,随机选取No.5组子图的图像结果和数据结果分别如图6和表5所示。基点为亮度基点,等于子图的亮度均值。



(a) Low brightness Sub-image (b) Base point +10 (c) Base point +20 (d) Base point +30 (e) Base point +40 (f) Base point +50

图6 实验5(No.5组)得到的子图低亮度向高亮度转换图像

Fig. 6 Converting sub-images from low to high brightness in experiment 5 (No.5 group)

表5 实验5(No.5组)得到的子图低亮度向高亮度转换主观评价得分及有效范围
 Table 5 Subjective evaluation score and effective range of converting sub-images from low to high brightness in experiment 5 (No.5 group)

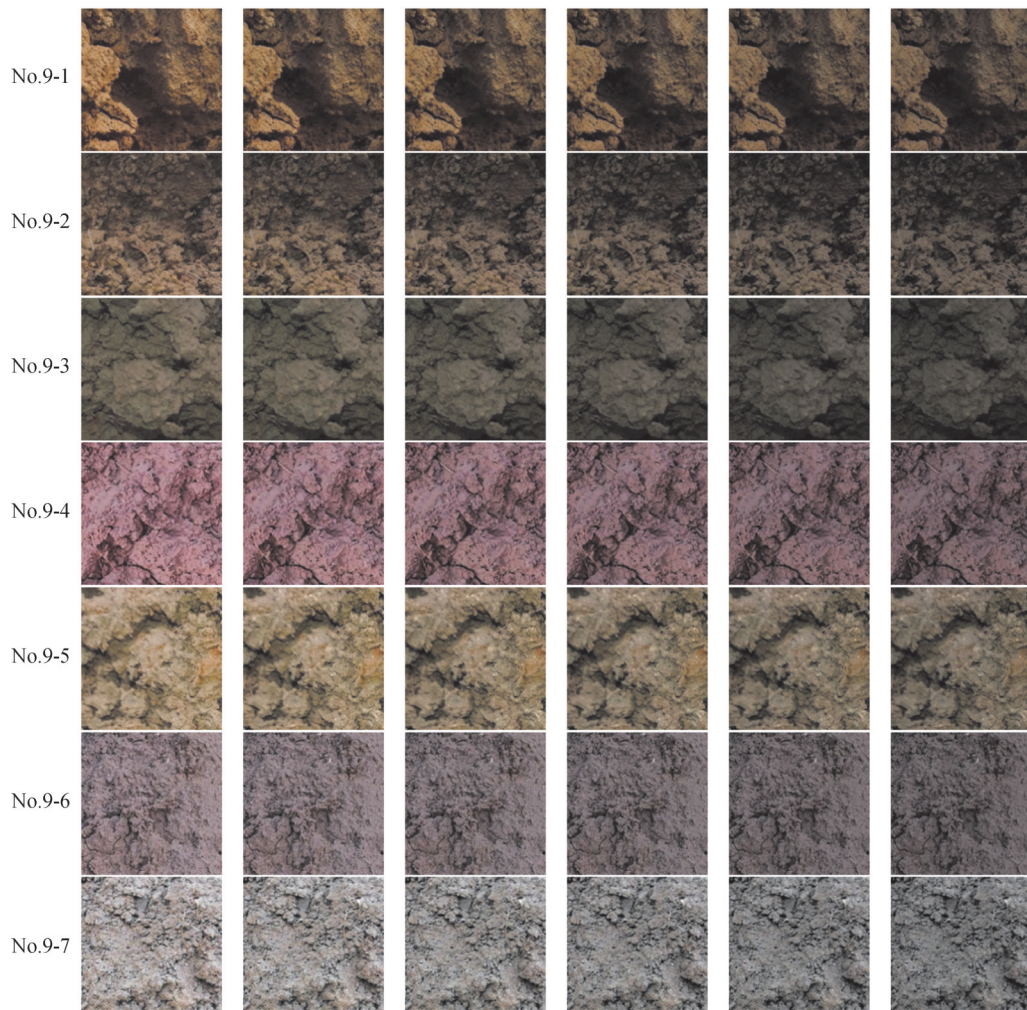
Sub-image	Brightness base point	Base point +10	Base point +20	Base point +30	Base point +40	Base point +50	Effective range
No.5-1	81.042 9	1.000 0	1.000 0	0.800 0	0.400 0	0.400 0	[0,30]
No.5-2	80.919 3	1.000 0	1.000 0	0.800 0	0.400 0	0.200 0	[0,30]
No.5-3	68.878 3	1.000 0	1.000 0	1.000 0	0.600 0	0.400 0	[0,30]
No.5-4	107.712 9	1.000 0	1.000 0	0.800 0	0.800 0	0.400 0	[0,40]
No.5-5	119.603 7	1.000 0	1.000 0	0.800 0	0.600 0	0.200 0	[0,30]
No.5-6	116.963 9	1.000 0	1.000 0	1.000 0	0.800 0	0.200 0	[0,40]
No.5-7	150.225 4	1.000 0	1.000 0	1.000 0	0.800 0	0.200 0	[0,40]
No.5-8	146.443 3	1.000 0	1.000 0	0.800 0	0.600 0	0.200 0	[0,30]
No.5-9	146.570 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0	0.600 0	0.400 0	[0,30]

*Note: Base point is denoted as brightness base point, which is equal to the average brightness of the sub-image. The same below

图6和表5显示:基点+30开始出现一张转换结果图像有1人认为失真的情形;基点+40开始出现一张转换结果图像有2人认为失真的情形;基点+50以上几乎所有转换结果图像都有2人以上认为失真。因此子图低亮度向高亮度转换亮度变化有效范围为[0,30]。

4.3.4 子图高亮度向低亮度转换亮度变化有效范围实验(实验6)及分析

在样本集3上进行实验6,随机选取No.9组子图的图像结果和实验数据分别如图7和表6所示。



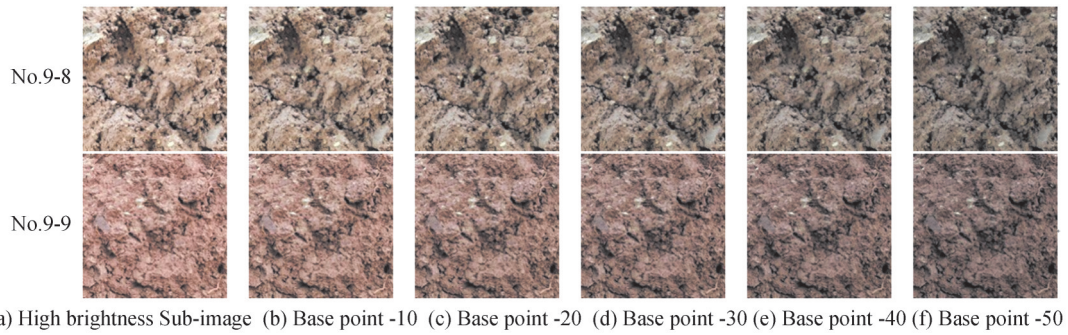


图7 实验6(No.9组)得到的子图低亮度向高亮度转换图像

Fig. 7 Converting sub-images from low to high brightness in experiment 6 (No.9 group)

表6 实验6(No.9组)得到的子图高亮度向低亮度转换主观评价得分及有效范围

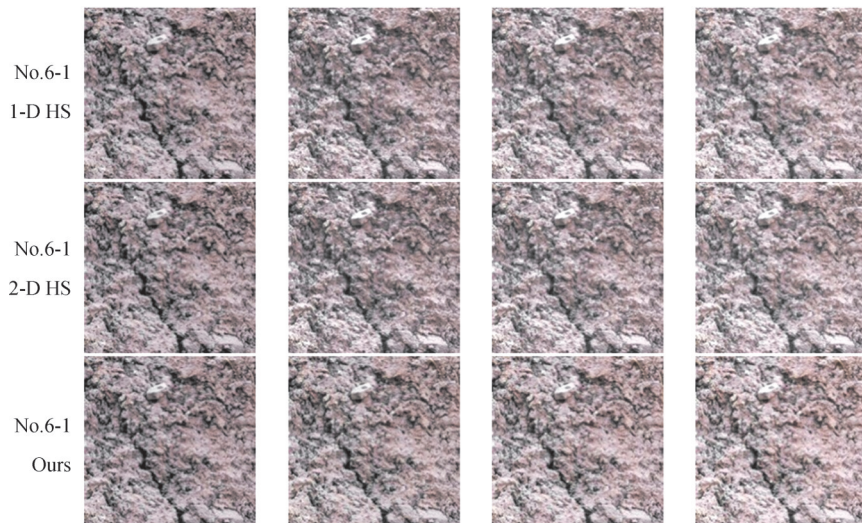
Table 6 Subjective evaluation score and effective range of converting sub-images from high to low brightness in experiment 6 (No.9 group)

Sub-image	Brightness base point	Base point -10	Base point -20	Base point -30	Base point -40	Base point -50	Effective range
No.9-1	81.788 1	1.000 0	1.000 0	0.800 0	0.800 0	0.600 0	[-40,0]
No.9-2	82.425 3	1.000 0	1.000 0	0.800 0	0.600 0	0.400 0	[-30,0]
No.9-3	83.403 4	1.000 0	1.000 0	0.800 0	0.400 0	0.400 0	[-30,0]
No.9-4	128.258 3	1.000 0	1.000 0	0.800 0	0.400 0	0.400 0	[-30,0]
No.9-5	139.228 0	1.000 0	1.000 0	0.800 0	0.800 0	0.600 0	[-40,0]
No.9-6	124.559 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0	0.600 0	0.200 0	[-30,0]
No.9-7	143.997 4	1.000 0	1.000 0	0.800 0	0.600 0	0.400 0	[-30,0]
No.9-8	147.375 6	1.000 0	1.000 0	0.800 0	0.600 0	0.400 0	[-30,0]
No.9-9	144.343 0	1.000 0	1.000 0	0.800 0	0.600 0	0.400 0	[-30,0]

图7和表6显示:基点-30开始出现一张转换结果图像有1人认为失真的情形;基点-40开始出现一张转换结果图像有2人认为失真的情形;基点-50以上几乎所有转换结果图像都有2人以上认为失真。因此子图高亮度向低亮度转换亮度变化有效范围为[-30,0]。

4.3.5 土壤图像亮度可控增强的目标亮度精度实验(实验7)及分析

根据4.3.3子图低亮度向高亮度转换的有效范围[0,30],确定土壤图像亮度可控增强的目标亮度:基点+10,基点+20,基点+30。在样本集2上进行实验7仿真实验,随机选取No.6组子图的图像结果和数据结果分别如图8和表7所示,10组样本的仿真实验数据均值结果如表8所示。



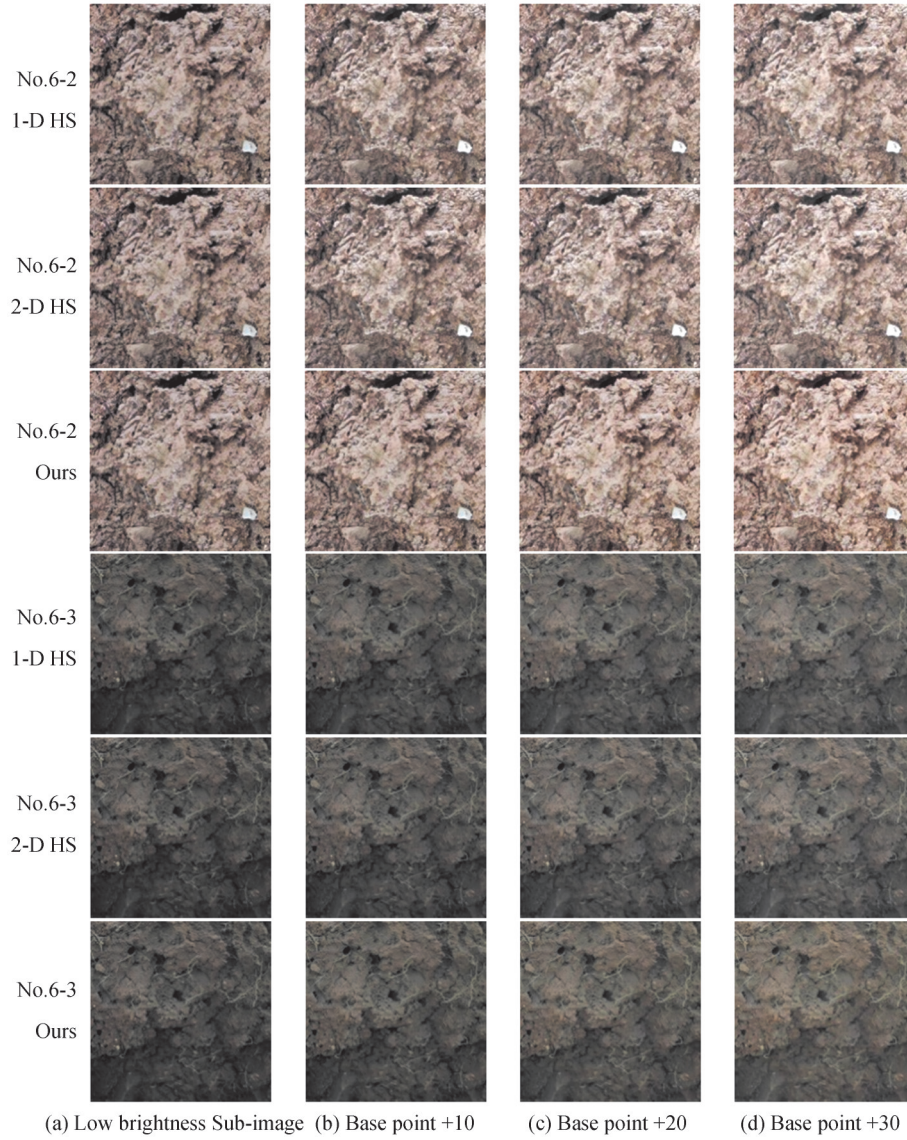


图8 实验7(No.6组)得到的向高亮度转换的土壤图像亮度可控增强图像

Fig. 8 Controllable brightness enhancement of soil image converted to high brightness in experiment 7 (No.6 group)

表7 实验7(No.6组)得到的向高亮度转换的土壤图像亮度可控增强的精度

Table 7 Accuracy of the controllable brightness enhancement of soil image converted to high brightness in experiment 7 (No.6 group)

Sub-image	Brightness base point	Base point +10			Base point +20			Base point +30		
		1-D HS	2-D HS	Ours	1-D HS	2-D HS	Ours	1-D HS	2-D HS	Ours
No.6-1	138.050 8	2.841 0	2.472 2	0.721 4	4.266 3	3.886 9	1.161 2	6.000 4	5.693 3	1.689 3
No.6-2	127.270 9	1.960 6	0.939 5	0.481 8	2.055 6	1.939 6	1.080 7	3.213 4	3.063 8	1.492 7
No.6-3	63.996 2	0.805 0	2.151 9	0.527 4	1.754 2	3.106 0	0.592 4	2.490 2	3.860 5	0.603 7
Average	—	1.565 4	1.715 0	0.558 1	2.671 6	2.848 1	0.896 7	3.887 0	4.081 9	1.188 9

由图8可看出:在基点+30范围内亮度增强变换,1-D HS算法、2-D HS算法有肉眼可见的失真,本文算法几乎看不出失真。

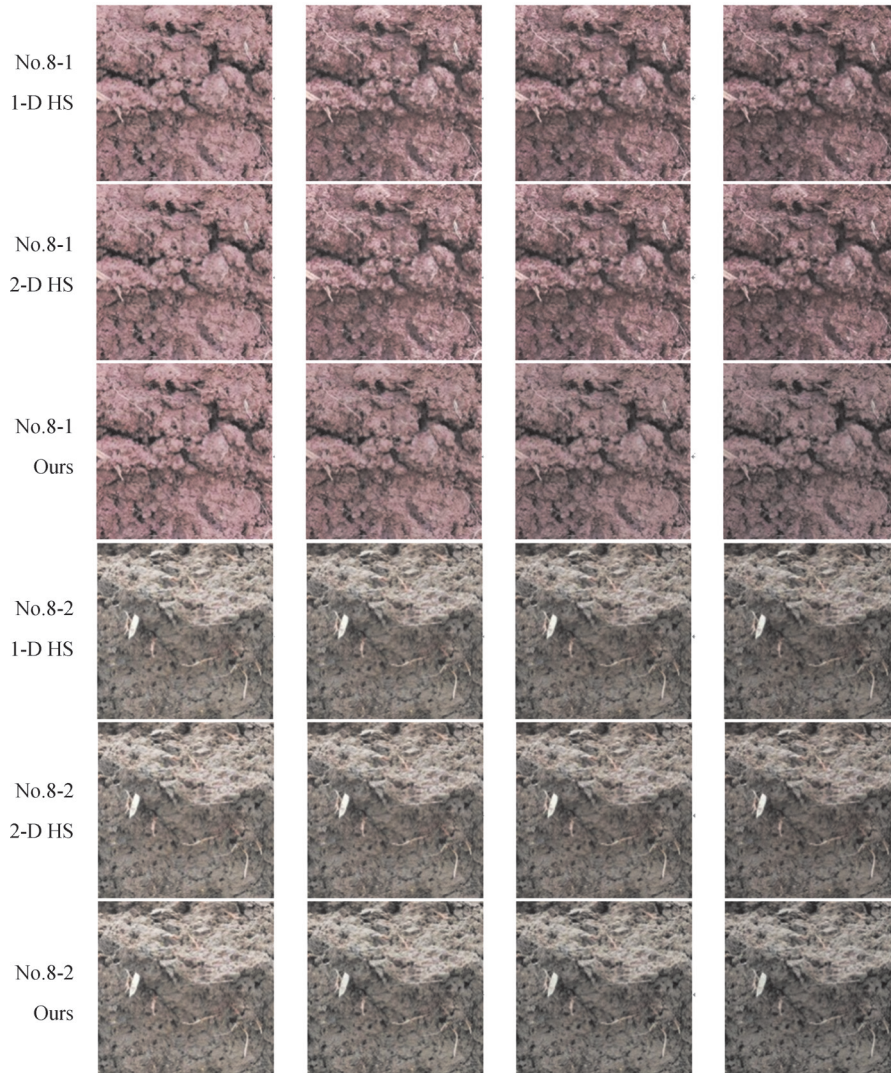
表7和表8显示:随增强幅度的增加,3个算法得到的增强图像结果的亮度均值与目标亮度的精度差异都增大;本文算法增强图像结果的亮度均值与目标亮度的精度差异均远小于1-D HS和2-D HS算法,表明本文算法在低亮度子图向高亮度子图转换的有效范围[0,30]内,可实现较高精度的可控亮度变换。

表 8 实验 7 实验样本集 2 向高亮度转换的土壤图像亮度可控增强的精度

Table 8 Accuracy of the controllable brightness enhancement of soil image converted to high brightness in experiment 7 (dataset 2)

Group	Base point +10			Base point +20			Base point +30		
	1-D HS	2-D HS	Ours	1-D HS	2-D HS	Ours	1-D HS	2-D HS	Ours
1	1.937 8	1.803 2	0.824 1	3.292 2	3.211 2	1.197 2	4.742 7	4.715 1	1.584 4
2	1.480 9	1.939 2	0.707 6	2.311 6	3.269 4	0.894 2	3.536 5	4.536 4	0.989 8
3	1.827 9	1.830 1	0.833 8	3.203 4	3.186 9	1.149 5	4.662 0	4.655 9	1.426 3
4	0.868 7	1.269 4	0.485 5	1.103 1	3.309 7	0.602 4	2.450 9	4.756 8	0.614 3
5	1.425 1	1.296 3	0.501 6	2.610 1	2.459 7	0.752 7	3.844 0	3.710 1	0.969 7
6	1.565 4	1.715 0	0.558 1	2.671 6	2.848 1	0.896 7	3.887 0	4.081 9	1.188 9
7	2.668 2	1.811 1	0.737 9	2.908 9	2.941 5	1.136 7	4.121 5	4.708 4	1.413 9
8	2.014 3	1.734 8	0.954 3	3.123 9	2.956 5	1.474 7	4.560 8	4.407 5	1.921 0
9	2.440 1	2.204 0	0.779 9	3.764 5	3.529 1	1.257 5	5.384 5	5.216 6	1.638 3
10	1.137 3	1.502 7	0.342 6	2.345 0	2.738 2	0.470 0	3.426 2	3.881 5	0.513 1
Average	1.736 6	1.710 6	0.672 6	2.733 4	3.045 0	0.983 2	4.061 6	4.467 0	1.226 0

根据 4.3.4 节子图高亮度向低亮度转换变化的有效范围 $[-30, 0]$, 确定土壤图像亮度可控增强的目标亮度: 基点-10, 基点-20, 基点-30。用样本集 2 进行实验 7 仿真实验, 随机选取 No.8 组子图的图像结果和数据结果分别如图 9 和表 9 所示, 10 组样本的仿真实验数据均值结果如表 10 所示。



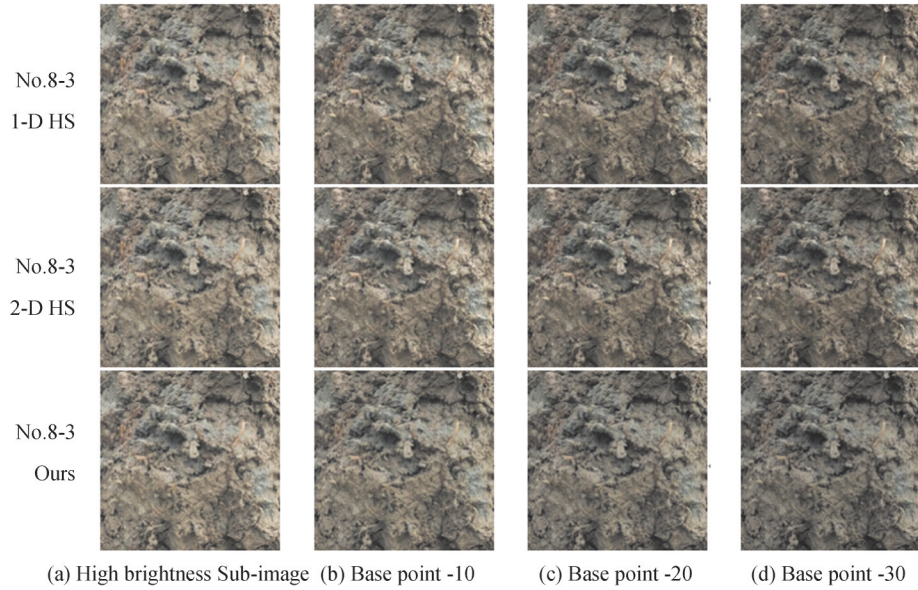


图9 实验7(No.8组)得到向低亮度转换的土壤图像亮度可控增强图像

Fig. 9 Controllable brightness enhancement of soil image converted to low brightness in experiment 7 (No.8 group)

表9 实验7(No.8组)得到向低亮度转换的土壤图像亮度可控增强的精度

Table 9 Accuracy of the controllable brightness enhancement of soil image converted to low brightness in experiment 7 (No.8 group)

Sub-image	Brightness base point	Base point -10			Base point -20			Base point -30		
		1-D HS	2-D HS	Ours	1-D HS	2-D HS	Ours	1-D HS	2-D HS	Ours
No.8-1	126.067 0	0.365 0	0.697 0	0.155 3	0.900 0	1.203 6	0.669 0	1.625 8	1.983 7	1.535 8
No.8-2	127.363 1	0.343 8	0.502 5	0.319 4	0.904 2	1.077 7	0.178 9	1.685 0	1.953 0	1.054 6
No.8-3	121.752 3	0.548 9	0.742 2	0.151 8	1.190 9	1.386 1	0.435 4	2.162 5	2.414 1	1.243 2
Average	—	0.419 2	0.647 2	0.208 9	0.998 4	1.222 5	0.427 8	1.824 4	2.117 0	1.277 9

表10 实验7实验样本集2向低亮度转换的土壤图像亮度可控增强的精度

Table 10 Accuracy of the controllable brightness enhancement of soil image converted to low brightness in experiment 7 (dataset 2)

Group	Base point -10			Base point -20			Base point -30		
	1-D HS	2-D HS	Ours	1-D HS	2-D HS	Ours	1-D HS	2-D HS	Ours
1	0.385 1	0.715 0	0.315 9	0.951 8	1.252 0	0.473 7	1.750 8	2.003 8	1.369 6
2	0.557 3	0.779 5	0.301 4	1.210 5	1.448 2	0.297 8	2.211 8	2.453 1	1.189 8
3	0.584 1	0.904 0	0.257 6	1.243 3	1.567 6	0.297 7	2.213 6	2.522 5	1.208 0
4	0.643 2	0.901 8	0.270 5	1.367 4	1.632 7	0.218 4	2.419 3	2.660 0	1.125 8
5	0.516 4	0.751 4	0.332 6	1.177 0	1.442 9	0.158 8	2.182 4	2.405 6	1.057 6
6	0.558 1	0.978 5	0.244 6	1.179 4	1.587 9	0.255 4	2.112 0	2.479 6	1.220 1
7	0.346 2	0.604 6	0.182 3	0.956 3	1.225 0	0.467 1	1.794 7	2.077 2	1.317 0
8	0.419 2	0.647 2	0.208 9	0.998 4	1.222 5	0.427 8	1.824 4	2.117 0	1.277 9
9	0.604 8	0.886 4	0.207 2	1.253 6	1.543 5	0.392 8	2.202 7	2.532 9	1.209 9
10	0.700 2	1.044 9	0.425 3	1.415 5	1.728 4	0.187 5	2.404 6	2.741 9	1.120 6
Average	0.531 5	0.821 3	0.274 6	1.175 3	1.465 1	0.317 7	2.111 6	2.399 4	1.209 6

图9、表9和表10显示:本文算法在子图低亮度向高亮度转换的有效范围 $[-30, 0]$ 内,依然可实现较高精度的可控亮度变换。

4.3.6 土壤图像加权高斯减法拟合迭代次数实验(实验8)及分析

选取样本集1、样本集2、样本集3中共180张土壤子图,用本文算法对其Y分量直方图进行减法高斯拟

合,统计迭代次数,如图10所示。可知本文算法的迭代次数集中在7次,有少量图像Y分量直方图的拟合迭代次数为6次和8次。因此,本文算法对土壤子图Y分量直方图加权高斯减法拟合迭代次数为6~8次。

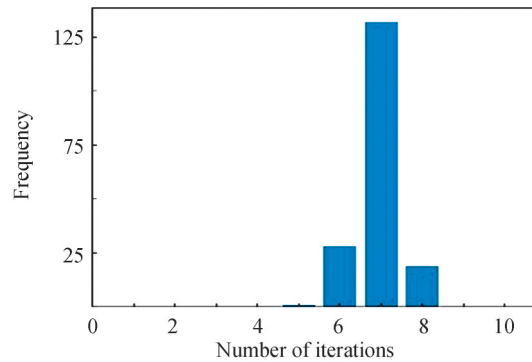


图10 加权高斯减法拟合迭代次数

Fig. 10 The histogram of iterations of the weighted Gaussian subtraction fit

5 结论

土壤图像加权高斯减法拟合的亮度可控增强,是对土壤图像亮度直方图进行多次减法高斯拟合,然后加权,再依据拟合曲线进行亮度迁移、颜色校正,实现土壤图像的亮度可控增强。

土壤图像亮度直方图左局部区域近似于高斯曲线,通过构建的高斯拟合优化模型可较好拟合其左局部区域及其拟合残差的左局部区域,多次减法高斯拟合是提高土壤图像亮度直方图拟合精度的有效方法。对减法高斯拟合曲线加权,能进一步提高土壤图像亮度直方图的拟合精度。加权减法高斯拟合曲线,保持了高斯函数的优良特性,通过拟合曲线的亮度均值迁移,能实现土壤图像亮度增强的精准可控。依据亮度迁移结果,应用图像色比不变性对 U 、 V 分量颜色校正能减少增强图像颜色失真。

实验结果表明,本文算法的亮度调节有效范围为 $[-30, 30]$,可实现较高精度的土壤图像亮度可控增强,验证了算法的有效性。但该算法在亮度迁移时可能会出现块效应,且有效亮度调节范围还较小,尚需后续深入研究。

参考文献

- [1] GUO Xiaojie, LI Yu, LING Haibin. LIME: low-light image enhancement via illumination map estimation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(2):982-993.
- [2] LI Jia, LI Shaojuan, DUAN Xiaohu, et al. Infrared image enhancement based on retinex and probability nonlocal means filtering[J]. Acta Photonica Sinica, 2020, 49(4):0410003.
李佳, 李少娟, 段小虎, 等. 基于Retinex理论与概率非局部均值的红外图像增强方法[J]. 光子学报, 2020, 49(4): 0410003.
- [3] LI Mading, LIU Jiaying, YANG Wenhan, et al. Structure-revealing low-light image enhancement via robust retinex model [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(6):2828-2841.
- [4] QU Jiahui, LI Yunsong, DU Qian, et al. Hyperspectral and panchromatic image fusion via adaptive tensor and multi-scale retinex algorithm[J]. IEEE Access, 2020, 8:30522-30532.
- [5] YANG Wenhan, WANG Wenjing, HUANG Haofeng, et al. Sparse gradient regularized deep retinex network for robust low-light image enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30:2072-2086.
- [6] CHANG Yakun, JUNG Cheolkon, KE Peng, et al. Automatic contrast limited adaptive histogram equalization with dual gamma correction[J]. IEEE Access, 2018, 6:11782-11792.
- [7] LI Changli, TANG Shiqiang, YAN Jingwen, et al. Low-light image enhancement via pair of complementary gamma functions by fusion[J]. IEEE Access, 2020, 8:169887-169896.
- [8] CAO Haijie, LIU Ning, XU Ji, et al. Infrared image adaptive inverse histogram enhancement technology[J]. Infrared and Laser Engineering, 2020, 49(4):256-262.
曹海杰, 刘宁, 许吉, 等. 红外图像自适应逆直方图增强技术[J]. 红外与激光工程, 2020, 49(4):256-262.
- [9] PARK T H, EOM I K. Sand-dust image enhancement using successive color balance with coincident chromatic histogram [J]. IEEE Access, 2021, 9:19749-19760.
- [10] KANSAL S, PURWAR S, TRIPATHI R K. Image contrast enhancement using unsharp masking and histogram

- equalization[J]. *Multimedia Tools Appl*, 2018, 77(20):26919-26938.
- [11] WANG Xuewen, CHEN Lixia. Contrast enhancement using feature-preserving bi-histogram equalization [J]. *Signal Image and Video Processing*, 2018, 12(4):685-692.
- [12] MAHMOOD A, KHAN S A, HUSSAIN S, et al. An adaptive image contrast enhancement technique for low-contrast images[J]. *IEEE Access*, 2019, 7:161584-161593.
- [13] VELUCHAMY M, SUBRAMANI B. Fuzzy dissimilarity color histogram equalization for contrast enhancement and color correction[J]. *Applied Soft Computing*, 2020, 89:106077.
- [14] MISHRO P K, AGRAWAL S, PANDA R, et al. A novel brightness preserving joint histogram equalization technique for contrast enhancement of brain MR images[J]. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 2021, 41(2):540-553.
- [15] SIMI V R, EDLA D R, JOSEPH J, et al. Parameter-free fuzzy histogram equalisation with illumination preserving characteristics dedicated for contrast enhancement of magnetic resonance images[J]. *Applied Soft Computing*, 2020, 93(1):106364.
- [16] LU Haoxiang, LIU Zhenbing, GUO Pengyue, et al. Multi-scale convolution combined with adaptive bi-interval equalization for image enhancement[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020, 49(10):1010002.
路皓翔, 刘振丙, 郭棚跃, 等. 多尺度卷积结合自适应双区间均衡化的图像增强[J]. *光子学报*, 2020, 49(10):1010002.
- [17] ZHANG Longtao, SUN Yuqiu. Improved histogram matching algorithm based on fuzzy entropy[J]. *Journal of Southwest University(Natural Science Edition)*, 2016, 38(4):124-129.
张龙涛, 孙玉秋. 基于模糊熵改进的直方图匹配算法研究[J]. *西南大学学报(自然科学版)*, 2016, 38(4):124-129.
- [18] HUSSAIN K, RAHMAN S, RAHMAN M M, et al. A histogram specification technique for dark image enhancement using a local transformation method[J]. *IPSN Transactions on Computer Vision & Applications*, 2018, 10(1):1-11.
- [19] YELMANOV S, ROMANYSHYN Y. A new approach to image enhancement based on modified histogram equalization [C]. *2019 IEEE 14th International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, 2019:5-9.
- [20] LIU Chengwei, SUI Xiubao, KUANG Xiaodong, et al. Optimized contrast enhancement for infrared images based on global and local histogram specification[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(7):849.
- [21] JAYASANKARI S, DOMNIC S. Contrast enhancement using inverted gaussian histogram specification technique [J]. *Circuits Systems and Signal Processing*, 2020, 40(3):1252-1277.
- [22] XIAO Bin, TANG Han, JIANG Yanjun, et al. Brightness and contrast controllable image enhancement based on histogram specification[J]. *Neurocomputing*, 2018, 275:2798-2809.
- [23] LU Xuming, ZHU Xiongyong, LI Zhiwen, et al. A brightness-scaling and detail-preserving tone mapping method for high dynamic range images[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(6):1080-1092.
陆许明, 朱雄泳, 李智文, 等. 一种亮度可控与细节保持的高动态范围图像色调映射方法[J]. *自动化学报*, 2015, 41(6):1080-1092.
- [24] 如何在 YUV 颜色空间中调整图像饱和度[EB/OL]. [2020-11-27]. <https://www.it1352.com/2128778.html>.
- [25] 重庆市农业技术推广总站, 西南大学, 重庆土壤学会. 重庆市地方标准 DB50/T 796-2017:重庆土壤分类与代码[S]. 重庆:重庆市质量技术监督局发布, 2017:9.

Controllable Brightness Enhancement of the Soil Image Based on Weighted Gaussian Subtraction Fitting

ZENG Shaohua^{1,2}, ZHAO Bingyu^{1,2}, WANG Shuai³, CHEN Yanan⁴, ZHU Deli^{1,2}
(1 College of Computer and Information Science, Chongqing Normal University, Chongqing 401331, China)
(2 Chongqing Research Center on Engineer Technology of Digital Agricultural & Services, Chongqing 401331, China)
(3 Chongqing Master Station of Agricultural Technology Promotion, Chongqing 400014, China)
(4 Chongqing Wanzhou District Station of Soil Fertilizer and Agricultural Ecological Protection, Chongqing 404199, China)

Abstract: With the application of artificial intelligence in agriculture, the requirement of applying machine vision in the field to identify soil species has been raised. Different natural light will bring different images when soil images are collected by machine vision in the field, and it will affect soil species recognition. For

refraining from this influence, one method is to collect completely images of soils under a variety of different natural lighting conditions. However, the acquisition of soil images in natural environments can be limited by natural conditions, time and economic costs, and it is difficult to implement. Thus, it may be an effective method that the soil image is converted to be similar to those real soil images that collected in the specific lighting environments, and it can eliminate the influence of inconsistent sunshine environments to improve the accuracy of soil species recognition. The main work of this paper is as follows. Multiple Gaussian fitting of brightness histogram of soil image is realized. Through studying and analyzing soil image, it is found that its Y component histogram is a skewness distribution and its left parts is similar to the left local area of a Gaussian curve, and the remainder that the Y component histogram is fitted by Gaussian curve still remains the features that its left parts is closed to the left local area of a Gaussian curve until the remainder becomes white noise. So the Y component histogram of a soil image can be fitted by several Gaussian curves. Based on the above ideas, an optimization model is established to fit the Gaussian curve of its left local area. Then, the fitting residual is computed and the next Gaussian fitting is executed until the fitting residual is small enough. The weighted fitting curve of multiple Gaussian fitting and weighted Gaussian subtractive fitting algorithm are obtained. Controllable brightness enhancement algorithm of soil image based on weighted Gaussian subtractive fitting is proposed. The target brightness is introduced into the weighted Gaussian subtraction fitting curve of an original soil image to calculate its probability density curve and cumulative distribution curve of the Y component of the expected enhanced image. The brightness migration is raised to realize the controllable brightness enhancement by the cumulative distribution curve of the original soil image and the cumulative distribution curve that the target brightness has poured into it. According to the principle of color ratio invariance, the transferred Y component carries out the color correction of U and V components to get the final controllable brightness enhancement of soil images. Simulation experiments prove that the algorithm can enhance soil image with controllable brightness and is effective. Three sample sets for simulation experiments are constructed and eight experiments are done to test the algorithm. We compare the proposed algorithm with the existing controllable brightness enhancement algorithms, such as 1-D HS and 2-D HS. The experiments include the converting sub-images from high to low brightness and the converting from low to high brightness in each pair of sub-images, and the results indicate that the proposed algorithm has less variation in brightness difference accuracy and color difference accuracy, higher controllable accuracy of brightness and less distortion. Next, experiments on the effective range of brightness adjustment are conducted. The brightness means of a sub-image as its brightness base point, and the step difference is 10 in the brightness increment experiment and the brightness decrement experiment. Simulation results exhibit that increasing or decreasing 30 brightness gray levels is the effective range of soil image brightness enhancement with the algorithm in this paper. Finally, a weighted Gaussian subtraction fitting experiment is performed, the results show that the algorithm can adaptively obtain the fitting times and algorithm convergence is implemented after the iteration is performed 6~8 times, and the fitting accuracy is improved.

Key words: Image enhancement; Controllable brightness; Weighted Gaussian subtraction fitting; Soil image; Machine vision

OCIS Codes: 150.2980; 100.2950; 100.2000; 150.1135; 330.0330