

基于 Sigmoid 曲线拟合的亮度可控土壤图像增强*

徐昌莉^{1,2}, 曾绍华^{1,2}, 李 娇³, 刘国一⁴, 詹雪萍⁵, 龙 伍⁶

(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. 重庆市农村土地整治中心, 重庆 401121; 4. 西藏自治区农牧科学院农业资源与环境研究所, 拉萨 850032;
5. 重庆市铜梁区农业农村委员会, 重庆 铜梁 402560; 6. 宣汉县土黄中学, 四川 宣汉 636150)

摘要: 图像在相同条件下表征土壤特征会提高土壤图像识别土种的精度。对自然环境下机器视觉采集的土壤图像亮度可控增强, 将不同光照条件采集的土壤图像转换为近似于该土壤在某些特定光照条件下采集的具有一定亮度的真实土壤图像, 能消除或减弱光照对后续土壤图像土种识别的影响。因此, 应用 Sigmoid 曲线对土壤图像亮度(Y)分量的累积概率密度(cumulative distribution function, cdf)曲线拟合; 然后, 构建目标亮度逼近优化模型, 迁移拟合的 Sigmoid 曲线逼近目标亮度; 再依据像素的邻域信息对相同亮度的像素排序、迁移, 实现土壤图像的亮度可控增强; 最后, 利用高斯卷积核提取色调(U)、饱和度(V)分量的低频分量, 并基于色比不变性原理与原始土壤图像的邻域信息对增强土壤图像的 U、V 分量高低频分别增强, 完成颜色校正, 并融合增强亮度分量, 获得增强的彩色土壤图像。实验结果表明, 提出算法对完全重合的亮度不同成对真实土壤图像做有目标增强实验, 增强后的土壤图像与真实目标土壤图像对应像素 Y、U、V 分量差的标准差均值分别为 14.313 7、1.323 2、2.110 5, 峰值信噪比均值为 29.820 9; 与对比算法 2-D HS、WGSF 比较, 计算对比算法增强后的土壤图像与真实目标土壤图像对应像素 Y、U、V 分量差的标准差均值, 提出算法对比算法分别降低了 0.767 7~4.762 9、0.052 4~1.110 4、0.071 4~1.272 0。所提算法对土壤图像亮度可控增强的精度高, 失真度小, 有效亮度增强范围为[-35, 35], 实验证明算法是有效的。

关键词: 土壤图像增强; 亮度可控; Sigmoid 曲线拟合; 颜色校正

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 1672-6693(2024)01-0086-14

受自然光照条件的影响, 野外环境下机器视觉采集的土壤图像, 会存在光照不一致的现象, 导致后续土种识别产生偏差。为了消除这一不良影响, 一种方法是采集各种不同自然光照条件下的土壤图像, 但实际实施较为困难。另一种方法是对自然环境下机器视觉采集的土壤图像转换为近似于特定自然光条件下采集的土壤图像, 再进行土种识别。光照条件在图像上体现为亮度, 一张土壤图像变换为特定自然光条件下采集的土壤图像, 实质是亮度变换。因此, 上述方法难点即是亮度可控的土壤图像增强。

研究者在图像增强上做了大量工作, 得到了关于对比度增强的研究成果^[1-21], 包括基于深度学习^[1-3]、Retinex 理论^[4-6]、直方图均衡化^[10-18]和直方图规定化^[19-21]等方法, 目的是在改善图像的视觉效果的同时, 还能不同程度地改善图像亮度。但已有的研究成果中关于亮度可控增强^[22-23]的文献较少。陆许明等人^[22]对图像的亮度直方图进行裁剪与补偿, 提出一种具有亮度可控与细节保持的全局色调映射方法, 实现图像的亮度可控增强。Xiao 等人^[23]分别用一维高斯曲线、二维高斯曲线拟合图像亮度直方图, 调整拟合高斯曲线的均值和标准差参数, 获得图像的亮度可控增强, 然而该算法存在精度不高、增强彩色图像颜色失真较大等问题。因此, 曾绍华等人^[24]对土壤图像亮度(Y)分量应用加权高斯曲线拟合, 通过拟合曲线进行亮度迁移, 并依据迁移量和色比不变性原理对色调(U)、饱和度(V)分量进行颜色校正, 提出了加权高斯减法拟合的亮度可控土壤图像增强方法, 实现了土壤图像的亮度可控增强。该算法提升了土壤图像有效亮度增强范围, 亮度增强的可控精度获得提升, 颜色失真度减小。经研究, 它的曲线拟合精度与有效亮度增强范围仍存在一定的改进空间。基于此, 本文根据土壤图像亮度累积概率密度(cumulative distribution function, cdf)的 Sigmoid 曲线分布特性, 应用 Sigmoid 对土壤

* 收稿日期: 2022-08-20 修回日期: 2023-12-03 网络出版时间: 2023-06-26T09:16

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

第一作者简介: 徐昌莉, 女, 研究方向为数字图像处理, E-mail: xcl_cqnu@163.com; 通信作者: 曾绍华, 男, 教授, 博士, E-mail: zsh_cqu@126.com

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/50.1165.N.20230621.1723.004>

图像 cdf 进行拟合和亮度迁移,以实现土壤图像增强的亮度均值的精准可控。

1 土壤图像亮度的 cdf 曲线特征分析

对重庆市璧山区分布的 4 土属 34 种紫色土取土壤“心土”,将自然光照条件下拍摄的 378 张不同亮度土壤原图(图 1a),切割为 300×300 像素的土壤子图(图 1b),随机选取 500 张子图分别统计 Y 分量(图 1c)的概率密度(probability density function, pdf)和 cdf 直方图进行分析。结果显示:500 张子图的 Y 分量 pdf 直方图都呈单峰形态(图 1d);而 cdf 直方图呈“S”型曲线分布(图 1e),具有 Sigmoid 曲线特征(图 1f)。

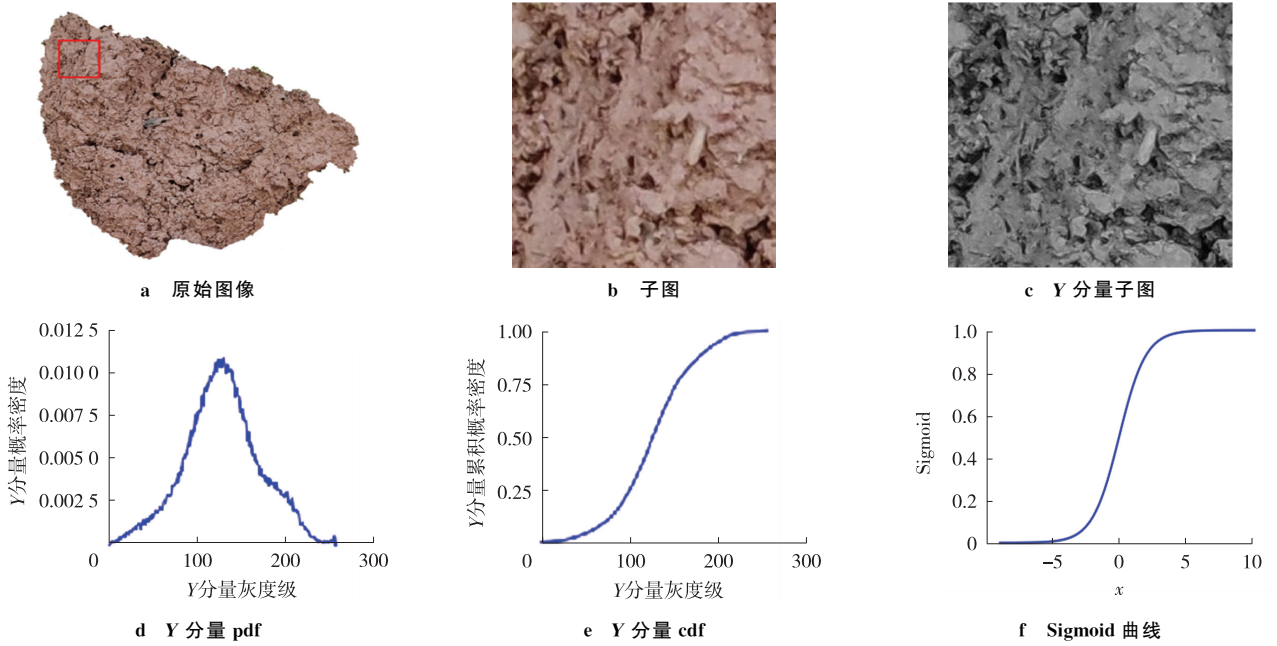


图 1 土壤图像 Y 分量特征分析与它的 Sigmoid 拟合曲线

Fig. 1 Characteristic analysis of soil image Y component and its fitting Sigmoid curve

2 拟合 cdf 的 Sigmoid 曲线迁移算法

2.1 Sigmoid 曲线拟合土壤图像的 cdf 曲线

将 Sigmoid 曲线变形为:

$$S(x) = 1 / (1 + e^{-\frac{y-u}{a}}), \quad (1)$$

其中: a 表示 Sigmoid 曲线的倾斜程度, u 为拟合后 Y 分量的亮度均值, y 为 Y 分量亮度级, $y \in [0, 255]$ 。

建立优化模型:

$$\arg \min_a \sum_{y=0}^{255} (c_{\text{fit}}(y) - c(y))^2, \quad (2)$$

其中: $c_{\text{fit}}(y)$ 表示拟合原始土壤图像 Y 分量的 cdf 曲线, 计算公式为 $c_{\text{fit}}(y) = 1 / (1 + e^{-\frac{y-u}{a}})$ 。

计算最优参数 a , 获得土壤图像 Y 分量 cdf 的 Sigmoid 曲线拟合。

2.2 引入目标亮度的 cdf 曲线迁移

在 2.1 节 Sigmoid 曲线拟合土壤图像的 cdf 曲线模型中, 引入土壤图像迁移的目标亮度均值 $\bar{y}_{\text{tar}}$, 迁移拟合土壤图像 Y 分量 cdf 的 Sigmoid 曲线, 建立优化迁移模型:

$$\arg \min_{c_{\text{tar}}} (\bar{y}_{\text{tar}} - \bar{y}_k(c_{\text{migrate}_k})), \quad (3)$$

其中: $\bar{y}_k$ 为 k 次迁移后的 c_{migrate_k} 曲线对应图像的亮度均值。

在土壤图像 Y 分量 cdf 的 Sigmoid 拟合曲线中引入迁移因子 $c_{\text{fit}}(y) = 1 / (1 + e^{-\frac{y-\eta-u}{a}})$, 其中: η 为自适应迁移量。则经过第 k 次迁移后的 Sigmoid 拟合曲线为:

$$S_{\text{move}_k}(y) = 1 / (1 + e^{-\frac{y - \eta_k - a}{a}}), \quad (4)$$

其中: η_k 为执行 k 次迁移后的总迁移量。

对 k 次迁移后的 S_{move_k} 归一化:

$$S_{\text{migrate}_k}(y) = [S_{\text{move}_k}(y) - \min(S_{\text{move}_k}(y))] / [\max(S_{\text{move}_k}(y)) - \min(S_{\text{move}_k}(y))], \quad (5)$$

$c_{\text{migrate}_k} = S_{\text{migrate}_k}$, 计算 c_{migrate_k} 曲线对应图像的亮度均值 $\bar{y}_k$:

$$p_{\text{migrate}_k}(y) = \frac{d}{dy} c_{\text{migrate}_k}(y), \quad (6)$$

$$\bar{y}_k = \left(\int_0^L p_{\text{migrate}_k}(y) \cdot y dy \right) / \left(\int_0^L p_{\text{migrate}_k}(y) dy \right). \quad (7)$$

其中: $p_{\text{migrate}_k}(y)$ 为 k 次迁移后曲线的概率密度。

计算 $\bar{y}_{\text{tar}}$ 与 $\bar{y}_k$ 的均值差:

$$\Delta \bar{y}_k = \bar{y}_{\text{tar}} - \bar{y}_k. \quad (8)$$

当满足 $|\Delta \bar{y}_k| \geq |\Delta \bar{y}_{k-1}|$ 时, 停止迁移, 获得 $\Delta \bar{y}_{k-1}$ 对应的曲线为 c_{tar} 。否则利用式(6)更新 η_k 。重复式(4)~(8), 直至满足 $|\Delta \bar{y}_k| \geq |\Delta \bar{y}_{k-1}|$ 。

$$\eta_k = \eta_{k-1} + \text{sign}(\Delta \bar{y}_k) \cdot |\Delta \bar{y}_k / \Delta \bar{y}_{k-1}|. \quad (9)$$

2.3 拟合 cdf 的 Sigmoid 曲线迁移算法及时间复杂度分析

根据上述算法思想, 在式(3)中引入土壤图像迁移的目标亮度均值 $\bar{y}_{\text{tar}}$, 对土壤图像 Y 分量 cdf 的 Sigmoid 拟合曲线迁移, 获得 cdf 的 Sigmoid 曲线迁移算法。

算法 1 输入: 土壤图像 Y 分量、 Y 分量目标亮度均值。

输出: Y 分量目标亮度均值对应的 cdf 曲线。

初始化: $\eta_1 = |y_{\text{tar}} - y_0| \times 0.01$, y_0 为原土壤图像 Y 分量亮度均值, $k=1$, $\Delta \bar{y}_0 = 10^{-8}$ 。

过程: 步骤 1, 计算原始土壤图像 Y 分量的 pdf 和 cdf;

步骤 2, 利用式(1)和式(2)对拟合 cdf, 获得它的 Sigmoid 拟合曲线;

步骤 3, 建立式(3)目标亮度均值优化迁移模型, 引入 $\bar{y}_{\text{tar}}$;

Repeat {

步骤 4, 将 η_k 代入式(4)迁移 Sigmoid 拟合曲线; 根据式(4)~(7)计算第 k 次迁移后的 c_{migrate_k} 曲线对应图像亮度均值 $\bar{y}_k$;

步骤 5, 用式(8)计算 $\Delta \bar{y}_k$; $k=k+1$; 应用式(9)更新 η_k ;

}until(满足 $|\Delta \bar{y}_k| \geq |\Delta \bar{y}_{k-1}|$);

步骤 6, 获得 $\bar{y}_{k-1}$ 对应的曲线为 c_{tar} 。

算法 1 拟合 cdf 的 Sigmoid 曲线迁移算法, 完成目标亮度的迁移。其中步骤 1 计算原始土壤图像 Y 分量的 pdf 需遍历图像每个像素点, 时间复杂度为 $O(H \times W)$, H 、 W 为图像的高和宽; 计算 cdf 需求 $L-1$ 次和, 时间复杂度为 $O(L)$, L 为亮度级; 步骤 2 对 cdf 曲线使用最小二乘法拟合的时间复杂度为 $O(L^3)$, 步骤 3 引入目标亮度均值的时间复杂度为 $O(1)$; 步骤 4~5 迁移拟合后的 cdf 曲线计算迁移亮度均值误差, 并更新迁移步长 n_k , 执行 k 次迁移达到循环终止条件, 获得目标亮度均值对应的 cdf 曲线, 时间复杂度为 $O(k \times L)$ 。

经实验分析, k 的取值范围为 5~20, H 、 W 的取值为 300, L 取值为 256。因此, 拟合 cdf 的 Sigmoid 曲线迁移算法 1 最终时间复杂度为 $O(L^3)$ 。

3 Y 分量迁移

通常依据原始图像 Y 分量的 cdf 与增强图像 Y 分量的 c_{tar} , 计算原亮度级 y 的迁移值 t 。即 $\arg \min_t |c(y) - c_{\text{tar}}(t)|$ 。这种迁移可能出现“块效应”, 即多个不同原亮度级迁移为相同亮度级。如图 2, 亮度级 2、3、4 和 5 迁移为 6。它将造成图像梯度信息的丢失。

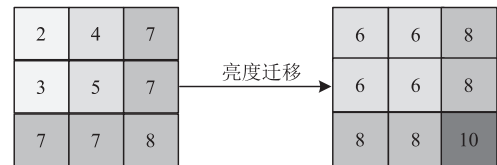


图 2 迁移中的块效应

Fig. 2 The block effect in migrate process

3.1 基于邻域信息的亮度排序迁移算法

为解决迁移中出现“块效应”问题,引入原始图像 Y 分量邻域信息,对原始图像相同亮度像素排序后再迁移,以避免迁移中局部出现“块效应”。

3.1.1 Y 分量亮度迁移

依据迁移目标曲线 c_{tar} ,选择最小待迁移的目标亮度 t ,计算增强目标图像 Y 分量亮度级为 t 的像素数量:

$$N_{tar}(t) = (H \cdot W) \cdot (dc_{tar}(t)/dy). \quad (10)$$

在土壤图像原图 Y 分量 cdf 中,找出待迁移最小亮度 y ,计算它的像素数量:

$$N_{org}(y) = (H \cdot W) \cdot (dc_{org}(y)/dy). \quad (11)$$

如果 $N_{org}(y) = N_{tar}(t)$,将亮度 y 迁移到亮度 t ;更新最小待迁移的目标亮度 $t = t + 1$,原图待迁移最小亮度 $y = y + 1$,重新计算 $N_{tar}(t)$ 和 $N_{org}(y)$ 并进行比较后,执行新的迁移。

如果 $N_{org}(y) < N_{tar}(t)$,将亮度 y 迁移到亮度 t ;最小待迁移的目标亮度仍为 t ,更新 $N_{tar}(t) = N_{tar}(t) - N_{org}(y)$;没有被迁移的土壤原图的待迁移最小亮度更新为 $y = y + 1$,重新计算 $N_{org}(y)$,与 $N_{tar}(t)$ 进行比较后,执行新的迁移。

如果 $N_{org}(y) > N_{tar}(t)$,引入邻域信息对土壤原图 Y 分量亮度 y 的像素点排序,将前 $N_{tar}(t)$ 个像素的亮度 y 迁移到 t ;没有被迁移的土壤原图的待迁移最小亮度仍然为 y ,更新 $N_{org}(y) = N_{org}(y) - N_{tar}(t)$;更新最小待迁移的目标亮度 $t = t + 1$,重新计算 $N_{tar}(t)$,与 $N_{org}(y)$ 进行比较后,执行新的迁移。

3.1.2 基于邻域信息的相同亮度像素点排序

引入原始土壤图像 Y 分量邻域信息,对相同亮度的像素点排序。计算相同亮度 y 的像素点 3×3 邻域的均值:

$$Y_{org_avg}(i, j) = 1 / \left(9 \times \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 Y_{org_y}(i + m, j + n) \right), \quad (12)$$

其中: Y_{org_y} 为原始土壤图像 Y 分量亮度 y 的像素点。

根据 Y_{org_avg} 值的大小对亮度 y 的像素点的位置信息排序,即:

$$\begin{aligned} p_y &= \{p_{Y_{org_avg0}}, p_{Y_{org_avg1}}, \dots, p_{Y_{org_avgn}}\}, \\ \text{s. t. } \{Y_{org_avg0} < Y_{org_avg1} < \dots < Y_{org_avgn}\}. \end{aligned} \quad (13)$$

其中: $p_{Y_{org_avgn}}$ 为亮度 y 的第 n 个像素点的坐标, Y_{org_avgn} 为亮度 y 的第 n 个像素点的均值。

对 p_y 中均值相等的像素点,引入 4 邻域梯度信息,计算邻域梯度值 Y_{org_grad} :

$$Y_{org_grad}(i, j) = \sqrt{(\nabla Y_h(i, j))^2 + (\nabla Y_v(i, j))^2}, \quad (14)$$

其中: $\nabla Y_h(i, j)$ 、 $\nabla Y_v(i, j)$ 分别表示坐标 (i, j) 对应的像素点在水平和竖直方向的梯度。

依据 Y_{org_grad} 值大小,对亮度 y 的像素点的位置信息再排序,即:

$$\begin{aligned} p_{new_y} &= \{p_{Y_{org_grad0}}, p_{Y_{org_grad1}}, \dots, p_{Y_{org_gradm}}\}, \\ \text{s. t. } \{Y_{org_grad0} < Y_{org_grad1} < \dots < Y_{org_gradm}\}. \end{aligned} \quad (15)$$

其中: $p_{Y_{org_gradm}}$ 为亮度 y 的第 m 个像素点的坐标, Y_{org_gradm} 为亮度 y 的第 m 个像素点的梯度值。

3.2 基于邻域信息的亮度排序迁移算法及时间复杂度分析

根据算法思想,设计基于邻域信息的亮度排序迁移算法。

算法 2 输入:土壤图像原图 Y 分量 cdf,即 c_{tar} 。

输出:目标亮度分量 Y_{tar} 。

初始化: $t = 0, y = 0$ 。

过程: Repeat {

步骤 1,依据 c_{tar} 曲线,应用式(10)计算获得增强目标图像 Y 分量亮度为 t 的像素数量 $N_{tar}(t)$;

步骤 2,根据土壤图像原图 Y 分量 cdf,应用式(11)计算待迁移 y 的像素数量 $N_{org}(y)$;

步骤 3,若 $N_{org}(y) = N_{tar}(t)$,则 $y \mapsto t$ (亮度 y 迁移到 t),更新 $t = t + 1, y = y + 1$;

步骤 4,若 $N_{org}(y) < N_{tar}(t)$,则 $y \mapsto t$,更新 $N_{tar}(t) = N_{tar}(t) - N_{org}(y), y = y + 1$;

步骤 5: 若 $N_{\text{org}}(y) > N_{\text{tar}}(t)$, 则根据式(12)~(15)引入邻域信息对土壤原图 Y 分量亮度 y 的像素点排序, 将前 $N_{\text{tar}}(t)$ 个像素的 $y \mapsto t$, 没有被迁移的土壤原图的待迁移亮度仍然为 y , 更新 $N_{\text{org}}(y) = N_{\text{org}}(y) - N_{\text{tar}}(t)$, $t = t + 1$;

}until(满足 $\sum_{t=0}^{255} N_{\text{tar}}(t) = H \cdot W$);

步骤 6, 获得目标亮度分量 Y_{tar} 。

算法 2 基于邻域信息的亮度排序迁移算法步骤 1~2 计算亮度 t 与 y 对应像素数量, 时间复杂度为 $O(1)$; 步骤 3~6 中对更新后的亮度 y 对应像素点排序, 最坏情况的时间复杂度为 $O(H \times W \times \log(H \times W))$, 计算更新后的亮度 y 对应像素点邻域信息的时间复杂度为 $O(H \times W)$; 执行 L 次循环达到终止条件的复杂度为 $O(L \times H \times W \times \log(H \times W))$ 。

因此, 算法 2 基于邻域信息的亮度排序迁移时间复杂度为 $O(L \times H \times W \times \log(H \times W))$ 。

4 U 、 V 分量颜色校正

为解决土壤图像在亮度增强后与真实图像存在色差的问题, 对 U 、 V 分量进行颜色校正。

4.1 U 、 V 分量分解

利用高斯卷积核模板 θ 提取原始图像 U 、 V 分量的低频分量 $L_c = c \otimes \theta \otimes \theta^T$, 其中: $c \in \{U, V\}$, $\otimes$ 表示卷积, $\theta = 1/(16 \times [1, 4, 6, 4, 1]) = 1/(4 \times [1, 2, 1]) * 1/(4 \times [1, 2, 1])$ 。高频分量 $H_c = c - L_c$ 。

4.2 U 、 V 分量颜色校正

逐像素计算 Y 分量的增强比例 $k = Y_{\text{tar}}/Y_{\text{org}}$, 其中: Y_{tar} 为增强图像的 Y 分量, Y_{org} 为原始图像的 Y 分量。

根据色比不变性原理对每个像素 U 、 V 分量的低频分量 L_c 进行颜色校正 $L_{\text{new}_c} = k \cdot (L_c - L_{c_avg}) + L_{c_avg}$, 其中: L_{c_avg} 为利用式(12)计算 L_c 邻域后的均值。

根据低频的变化控制高频, 计算最终增强图像的颜色分量 $c_{\text{tar}} = L_{\text{new}_c} + (L_{\text{new}_c}/L_c) \cdot H_c$ 其中: c_{tar} 是校正后的颜色分量 U_{tar} 与 V_{tar} 。

最后, 融合增强亮度分量 Y_{tar} 、颜色分量 U_{tar} 与 V_{tar} , 转换回 RGB 颜色空间, 得到增强的 RGB 图像。

5 实验结果与分析

5.1 实验样本的获取

按照重庆市地方标准^[25], 采集重庆市璧山区分布的 4 土属 34 土种紫色土土壤图像, 用铁锹锹出耕层 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设备控制按钮拍摄 1 对(2 张)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。随机选取 100 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(图 3)。

实验样本集 1: 随机选择 3 组土壤子图对为 1 个样本组, 共随机组成 10 个样本组。

实验样本集 2: 将剩余 20 组土壤子图打乱, 随机选择 3 张土壤子图为 1 个样本组, 共随机组成 10 个样本组。

用本节前述方法, 仅固定相机和刻意遮挡光照, 随机拍摄土壤图像 1 037 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, 土壤区域切割为 300×300 像素子图。

实验样本集 3: 从子图中随机选取高中低亮度子图各 3 张(共 9 张)为 1 组, 共随机组成 10 个样本组。

5.2 实验设计

为验证本文算法的有效性, 设计如下实验。对比实验均在本文算法、文献[23]的 2-D HS 算法和文献[24]的 WGSF 算法间进行。

实验 1: 子图低亮度向高亮度转换精度实验。用实验样本集 1 进行增强对比实验, 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。

实验 2: 子图高亮度向低亮度转换精度实验。用实验样本集 1 进行增强对比实验。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。

实验 3:子图低亮度向高亮度转换图像颜色校正精度实验。用实验样本集 1 进行实验 1 的转换,检验各算法转换图像的 U 、 V 分量颜色转换精度。比较低亮度子图向高亮度子图的转换结果与低亮度子图各对应像素的 U 、 V 分量标准差评价颜色校正精度。

实验 4:子图高亮度向低亮度转换图像颜色校正精度实验。用实验样本集 1 进行实验 2 的转换,检验各算法转换图像的 U 、 V 分量颜色转换精度。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 U 、 V 分量标准差评价颜色校正精度。

实验 5:子图低亮度向高亮度转换亮度变换有效范围实验。以实验样本集 3 样本的每张子图亮度均值 $\bar{Y}$ 为基点,以 5、15、25 等作为级差对每个子图亮度递增进行本文算法增强,检测本文算法调暗子图亮度的有效(不失真)范围。

实验 6:子图高亮度向低亮度转换亮度变换有效范围实验。以实验样本集 3 的每张子图亮度均值 $\bar{Y}$ 为基点,以 5、15、25 等作为级差对每个子图亮度递减进行本文算法增强,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,认为颜色失真记 0 分,不失真记 1 分,最后计算 5 人打分均值,低于 0.8 的视为失真图像,增强图像为“不失真”的目标亮度减基点 $\bar{Y}$,即为向高亮度转换有效范围。

实验 7:土壤图像亮度可控增强的目标亮度精度实验。对样本集 2 进行对比实验,比较增强图像的亮度均值与设置目标亮度差异。

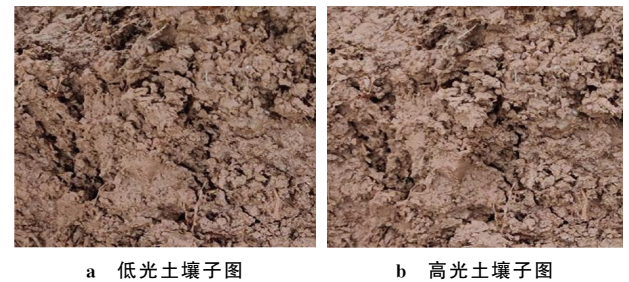
5.3 实验环境

实验在 Intel(R) Core(TM) i5-5200U CPU @ 2.20 GHz 2.19 GHz,内存 4 GB, NVIDIA GeForce 930 M 显卡; Windows 10 64 位专业版, PyCharm 2020.2.1(Community Edition)+Python 3.7+opencv-python 4.5.5.62+numpy 1.19.3+matplotlib 3.3.2 环境下完成。

5.4 实验结果与分析

5.4.1 子图低亮度向高亮度转换精度实验结果及分析

对样本集 1 进行实验 1 和实验 3,随机选取第 4 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。 $d_{SD_{(.)}}$ 为增强图像与目标图像分量对应像素间的标准差, r_{PSNR} 为增强图像与目标图像的峰值信噪比。



a 低光土壤子图 b 高光土壤子图

图 3 一对完全重叠的高低光土壤子图

Fig. 3 A pair of soil image sub-images with high and low brightness

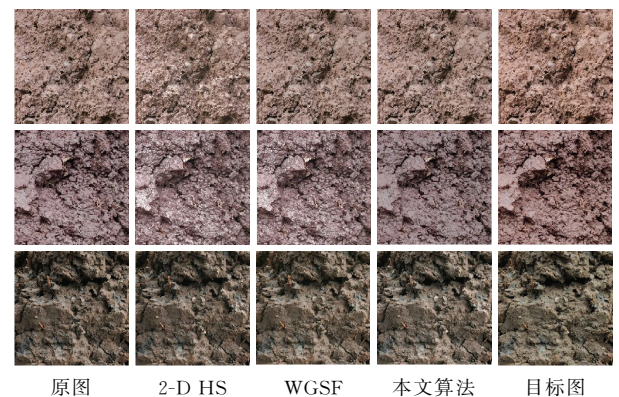


图 4 样本集 1 第 4 组图低亮度向高亮度转换图像

Fig. 4 Converting sub-images from low to high brightness with No. 4 group of dataset 1

表 1 实验样本集 1 第 4 组子图低亮度向高亮度的转换精度

Tab. 1 Accuracy of converting sub-images from low to high brightness with No. 4 group of dataset 1

子图 编号	算法	d_{SD_y}	d_{SD_u}	d_{SD_v}	r_{PSNR}	子图 编号	算法	d_{SD_y}	d_{SD_u}	d_{SD_v}	r_{PSNR}
4-1	2-D HS	17.080 9	1.412 1	2.205 3	27.631 4	4-3	2-D HS	16.019 6	1.501 3	2.037 2	27.429 9
	WGSF	14.311 5	1.472 5	2.205 0	28.783 7		WGSF	15.365 6	1.710 8	2.145 5	28.973 1
	本文算法	14.055 0	1.415 5	2.101 5	29.067 6		本文算法	14.345 5	1.498 2	1.960 0	29.035 5
4-2	2-D HS	17.206 4	1.538 8	2.563 1	26.236 9	均值	2-D HS	16.769 0	1.484 1	2.268 5	27.099 4
	WGSF	14.090 3	1.586 6	2.680 9	28.809 1		WGSF	14.589 1	1.590 0	2.343 8	28.855 3
	本文算法	12.818 6	1.463 7	2.478 9	29.470 3		本文算法	13.739 7	1.459 1	2.180 1	29.191 1

注:加黑的数据表示实验数据最优均值,下同。

表 2 实验样本集 1 上得到的子图低亮度向高亮度的转换精度
Tab. 2 Accuracy of converting sub-images from low to high brightness with dataset 1

子图 编号	算法	d_{SD_y}	d_{SD_u}	d_{SD_v}	r_{PSNR}	子图 编号	算法	d_{SD_y}	d_{SD_u}	d_{SD_v}	r_{PSNR}
1	2-D HS	18.055 1	1.536 4	2.488 0	26.126 0	7	2-D HS	16.282 9	1.457 7	2.198 9	27.938 5
	WGSF	14.650 0	1.587 4	2.696 0	28.650 7		WGSF	13.774 7	1.486 2	2.168 4	29.088 9
	本文算法	13.116 6	1.461 1	2.409 9	29.436 5		本文算法	13.493 0	1.454 7	2.119 4	29.391 0
2	2-D HS	16.839 5	1.365 7	2.067 6	27.790 2	8	2-D HS	16.876 2	1.364 4	2.083 5	27.759 5
	WGSF	14.239 4	1.454 3	2.114 4	29.028 2		WGSF	14.247 9	1.447 4	2.114 3	29.002 5
	本文算法	14.160 7	1.359 6	2.009 3	29.031 9		本文算法	14.111 1	1.289 0	2.037 4	29.060 0
3	2-D HS	16.936 8	1.397 6	2.147 9	27.718 2	9	2-D HS	18.434 8	1.491 1	2.449 4	25.942 1
	WGSF	14.306 6	1.461 9	2.176 3	28.820 9		WGSF	15.299 2	1.531 1	2.677 4	28.388 3
	本文算法	14.158 2	1.394 3	2.079 1	28.987 9		本文算法	13.787 4	1.425 2	2.384 9	29.047 3
4	2-D HS	16.302 3	1.465 8	2.282 5	27.892 0	10	2-D HS	17.679 1	1.439 8	2.487 92	26.108 4
	WGSF	13.618 2	1.537 8	2.291 9	29.190 3		WGSF	15.170 9	1.477 4	2.776 2	28.487 1
	本文算法	13.036 1	1.460 0	2.167 1	29.629 4		本文算法	13.412 7	1.351 9	2.407 3	29.376 6
5	2-D HS	19.379 2	1.439 6	2.449 5	25.772 0	均值	2-D HS	17.314 3	1.433 7	2.281 9	27.105 6
	WGSF	16.102 8	1.493 3	2.810 2	28.057 4		WGSF	14.519 8	1.491 7	2.402 0	28.783 9
	本文算法	14.629 1	1.366 2	2.379 5	28.781 0		本文算法	13.752 1	1.384 4	2.209 6	29.204 2
6	2-D HS	16.357 4	1.379 3	2.163 9	28.008 6						
	WGSF	13.788 0	1.440 6	2.194 8	29.124 4						
	本文算法	13.616 2	1.281 7	2.102 5	29.300 5						

由图 4 可看出,本文算法比 2-D HS 和 WGSF 算法得到的图像结果整体亮度更符合目标图像的亮度,颜色差异和失真度更小,保留了更多原始图像的亮度结构信息。

表 1 和表 2 显示,在亮度转换和颜色恢复与目标图像存在的差异中,本文算法转换图像与目标图像差异最小,精度最高。因此,本文算法对低亮度子图向高亮度转换,能实现亮度可控和颜色校正,精度较高,算法更有效。

5.4.2 子图高亮度向低亮度转换精度实验结果及分析

对样本集 1 进行实验 2 和实验 4,随机选取第 8 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、表 3 和表 4 结果显示:样本集 1 子图高亮度转换为低亮度,具有子图低亮度转换为高亮度相同的结论,本文算法有效。

5.4.3 子图低亮度向高亮度转换亮度变化有效范围实验结果及分析

在样本集 3 进行实验 5,随机选取第 6 组子图的图像结果和数据结果,如图 6 和表 5 所示,基点为亮度基点(等于子图的亮度均值)。

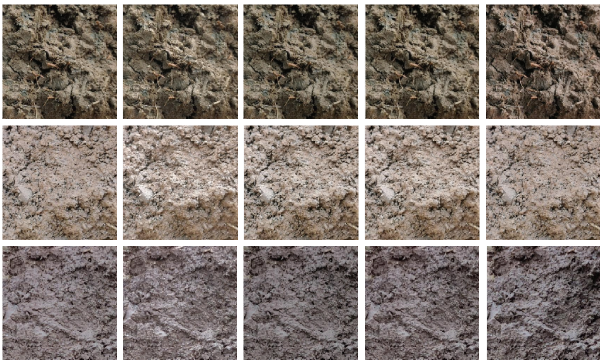


图 5 实验样本集 1 第 8 组子图高亮度向低亮度转换图像
Fig. 5 Converting sub-images from high to low brightness with No. 8 group of dataset 1

表 3 实验样本集 1 中第 8 组子图高亮度向低亮度的转换精度差异

Tab. 3 Accuracy of converting sub-images from high to low brightness with No. 8 group of dataset 1

子图 编号	算法	d_{SD_y}	d_{SD_u}	d_{SD_v}	r_{PSNR}	子图 编号	算法	d_{SD_y}	d_{SD_u}	d_{SD_v}	r_{PSNR}
8-1	2-D HS	13.696 3	1.362 1	1.939 6	29.018 5	8-3	2-D HS	19.349 7	1.036 0	1.566 8	24.771 8
	WGSF	13.408 2	1.375 9	1.998 8	30.067 5		WGSF	19.134 9	1.023 2	1.553 7	27.219 4
	本文算法	13.136 1	1.357 6	1.889 5	30.245 2		本文算法	18.522 3	1.005 3	1.541 1	27.301 5
8-2	2-D HS	16.679 9	1.307 8	1.838 8	28.078 2	均值	2-D HS	16.575 3	1.235 3	1.781 7	27.289 5
	WGSF	15.009 6	1.308 0	1.715 5	29.273 6		WGSF	15.850 9	1.235 7	1.756 0	28.853 5
	本文算法	14.147 2	1.293 1	1.674 5	29.710 6		本文算法	15.268 5	1.218 7	1.701 7	29.085 8

表 4 实验样本集 1 上得到的子图高亮度向低亮度的转换精度

Tab. 4 Accuracy of converting sub-images from high to low brightness with dataset 1

子图 编号	算法	d_{SD_y}	d_{SD_u}	d_{SD_v}	r_{PSNR}	子图 编号	算法	d_{SD_y}	d_{SD_u}	d_{SD_v}	r_{PSNR}
1	2-D HS	20.231 0	1.232 0	1.936 6	26.474 1	7	2-D HS	19.611 4	1.192 5	1.907 5	26.859 7
	WGSF	16.966 9	1.323 7	1.976 5	28.093 9		WGSF	16.738 3	1.310 6	1.995 5	28.242 9
	本文算法	15.939 2	1.199 5	1.877 8	28.178 0		本文算法	15.674 3	1.053 3	1.881 0	28.308 0
2	2-D HS	13.900 7	1.413 2	1.937 8	28.826 2	8	2-D HS	16.398 2	1.290 9	1.798 3	28.171 5
	WGSF	13.475 6	1.393 8	2.010 6	30.031 3		WGSF	13.909 0	1.292 1	1.708 6	29.913 7
	本文算法	13.218 1	1.387 4	1.872 0	30.171 7		本文算法	13.849 6	1.286 9	1.646 1	29.916 2
3	2-D HS	19.613 2	1.190 7	1.879 6	26.726 8	9	2-D HS	17.812 2	1.373 3	2.261 4	26.995 1
	WGSF	16.458 2	1.268 3	1.901 4	28.329 7		WGSF	15.469 4	1.353 1	2.275 9	28.518 1
	本文算法	15.434 4	1.140 9	1.854 0	28.431 4		本文算法	14.750 8	1.317 6	2.208 6	28.659 4
4	2-D HS	21.290 9	1.284 1	2.034 6	26.240 5	10	2-D HS	16.881 6	1.300 2	2.316 8	27.403 6
	WGSF	18.537 5	1.237 9	2.184 5	27.415 6		WGSF	14.449 2	1.282 3	2.278 8	29.006 7
	本文算法	15.572 6	1.187 8	2.017 8	27.527 3		本文算法	13.859 7	1.267 9	2.253 7	29.139 0
5	2-D HS	20.181 7	1.735 3	2.970 4	25.011 5	均值	2-D HS	18.543 5	1.317 3	2.096 2	26.954 3
	WGSF	19.440 9	1.724 7	2.871 9	26.960 9		WGSF	16.194 0	1.343 8	2.115 9	28.483 5
	本文算法	18.006 6	1.721 6	2.654 8	27.989 8		本文算法	14.177 3	1.267 0	2.013 6	28.702 3
6	2-D HS	19.514 4	1.161 2	1.918 7	26.833 5						
	WGSF	16.494 9	1.251 7	1.954 8	28.321 7						
	本文算法	15.467 2	1.107 0	1.870 1	28.414						

实验样本集 3 第 6 组子图低亮度向高亮度转换的图像结果(图 6)和主观评价得分结果(表 5)显示:基点+35 开始出现一张转换结果图像有 2 人认为失真的情形;基点+45 开始出现一张转换结果图像有 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, 35]。

5.4.4 子图高亮度向低高亮度转换亮度变化有效范围实验结果及分析

在样本集 3 进行实验 6,随机选取第 9 组子图的图像结果和数据结果,如图 7 和表 6 所示,基点为亮度基点(等于子图的亮度均值)。

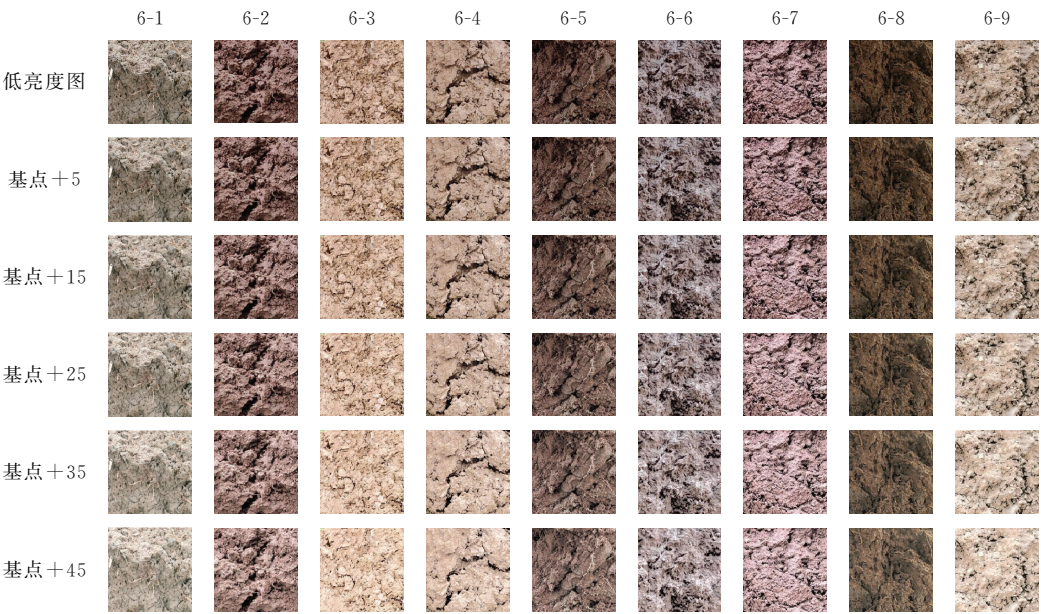


图 6 实验 5 第 6 组子图低亮度向高亮度转换图像

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

表 5 实验 5 第 6 组子图低亮度向高亮度转换主观评价得分及有效范围

Tab. 5 Subjective evaluation score and effective range of converting sub-images from low to high brightness in No. 6 group of experiment 5

子图 编号	亮度 基点	基点 +5	基点 +15	基点 +25	基点 +35	基点 +45	有效 范围	子图 编号	亮度 基点	基点 +5	基点 +15	基点 +25	基点 +35	基点 +45	有效 范围
6-1	127.27	1	1	1	1	0.8	[0,45]	6-6	104.60	1	1	1	1	0.6	[0,35]
6-2	90.26	1	1	1	1	0.6	[0,35]	6-7	115.08	1	1	1	1	0.6	[0,35]
6-3	155.31	1	1	1	0.8	0.4	[0,35]	6-8	53.54	1	1	1	1	0.6	[0,35]
6-4	141.26	1	1	1	1	0.4	[0,35]	6-9	145.68	1	1	1	0.8	0.6	[0,35]
6-5	67.30	1	1	1	1	0.8	[0,45]								

注:基点为亮度基点,等于子图的亮度均值。

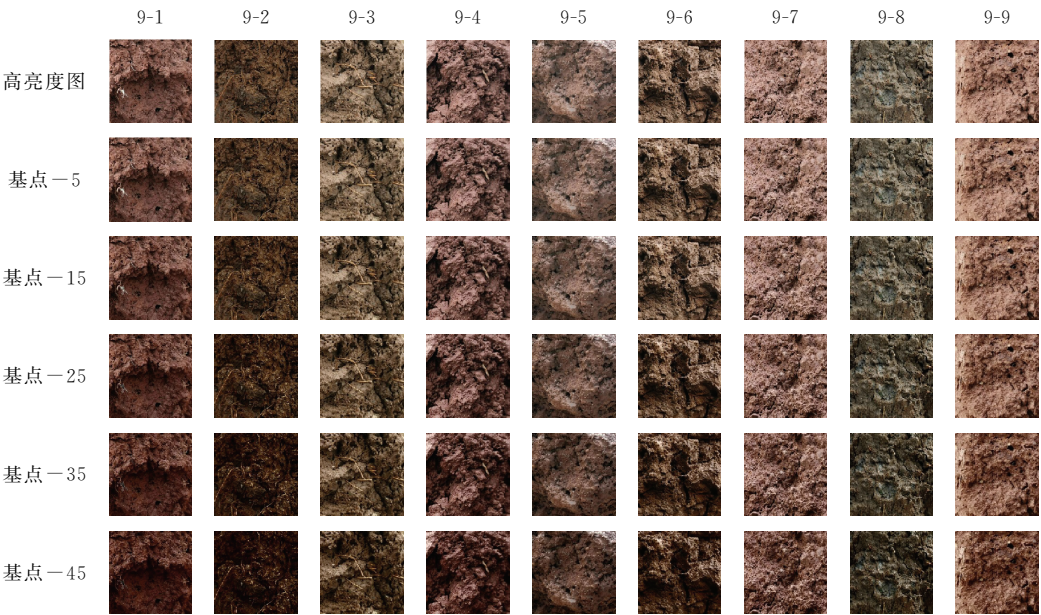


图 7 实验 6 第 9 组子图高亮度向低亮度转换图像

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

表 6 实验 6 第 9 组子图高亮度向低亮度转换主观评价得分及有效范围

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

子图 编号	亮度 基点	基点 -5	基点 -15	基点 -25	基点 -35	基点 -45	有效 范围	子图 编号	亮度 基点	基点 -5	基点 -15	基点 -25	基点 -35	基点 -45	有效 范围
9-1	83.74	1	1	1	1	0.8	$[-45,0]$	9-6	86.74	1	1	1	1	0.6	$[-35,0]$
9-2	62.87	1	1	1	1	0.6	$[-35,0]$	9-7	126.19	1	1	1	0.8	0.6	$[-35,0]$
9-3	99.65	1	1	1	1	0.4	$[-35,0]$	9-8	94.31	1	1	1	1	0.6	$[-35,0]$
9-4	92.61	1	1	1	1	0.4	$[-35,0]$	9-9	128.16	1	1	1	1	0.6	$[-35,0]$
9-5	103.75	1	1	1	1	0.8	$[-45,0]$								

实验样本集 3 第 9 组子图低亮度向高亮度转换的图像结果(图 7)和主观评价得分结果(表 6)显示:基点-35 开始出现 1 张转换结果图像有 1 人认为失真的情形;基点-45 开始出现 1 张转换结果图像有 2 人以上认为失真的情形。因此子图低亮度向高亮度转换亮度变化有效范围为 $[-35,0]$ 。

5.4.5 土壤图像亮度可控增强的目标亮度精度实验结果及分析

图 8 可看出:在基点+35 范围内亮度增强变换,2-D HS 算法和 WGSF 算法的增强结果有肉眼可见的失真,本文算法失真度最小。

表 7 和表 8 显示:随着增强幅度的增加,4 个算法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小于 2-D HS 算法和 WGSF 算法,则本文算法在低亮度子图向高亮度子图转换的有效范围 $[0,35]$ 内,可实现较高精度的可控亮度变换。

根据 5.4.4 节子图高亮度向低亮度转换变化的有效范围 $[-35,0]$,确定土壤图像亮度可控增强的目标亮度:基点-5,基点-15,基点-25,基点-35。用样本集 2 进行实验 7 仿真实验,随机选取第 5 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。

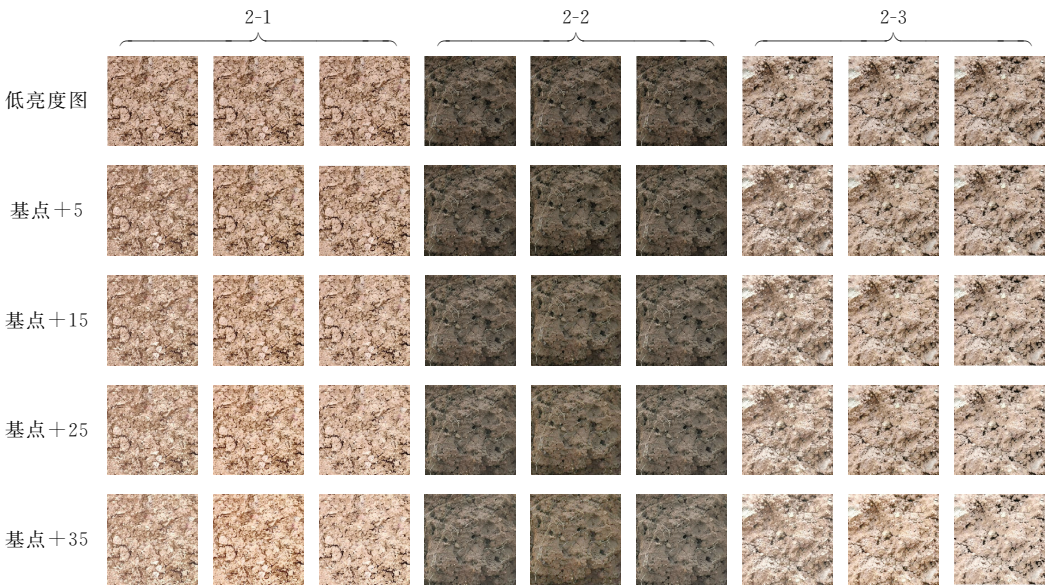


图 8 实验 7 第 2 组子图向高亮度转换的土壤图像亮度可控增强图像

Fig. 8 Controllable brightness enhancement of soil image converted to high brightness in No. 2 group of experiment 7

表 7 实验 7 第 2 组子图向高亮度转换的土壤图像亮度可控增强的精度差异

Tab. 7 Accuracy of the controllable brightness enhancement of soil image converted to high brightness in No. 2 group experiment 7

子图 编号	基点	算法	基点 +5	基点 +15	基点 +25	基点 +35	子图 编号	基点	算法	基点 +5	基点 +15	基点 +25	基点 +35
2-1	154.58	2-D HS	2.643 7	4.764 0	6.524 6	8.777 1	2-3	152.10	2-D HS	2.218 0	4.135 3	5.759 3	7.956 8
		WGSF	0.749 9	1.271 6	1.917 8	3.211 6			WGSF	0.807 9	1.170 1	1.655 6	2.932 6
		本文算法	0.480 8	0.633 3	0.560 1	0.204 3			本文算法	0.268 6	0.819 7	0.661 1	0.651 8
2-2	78.28	2-D HS	0.576 9	1.250 3	1.712 4	2.007 5	均值		2-D HS	1.812 9	3.383 2	4.665 4	6.247 1
		WGSF	0.870 9	0.952 4	0.978 9	0.988 1			WGSF	0.809 6	1.131 4	1.517 4	2.377 4
		本文算法	0.145 2	0.820 3	0.952 9	0.803 5			本文算法	0.298 2	0.757 8	0.724 7	0.553 2

表 8 实验 7 实验样本集 2 子图向高亮度转换的土壤图像亮度可控增强的精度差异

Tab. 8 Accuracy of the controllable brightness enhancement of soil image converted to high brightness in experiment 7 of dataset 2

组	算法	基点 +5	基点 +15	基点 +25	基点 +35	组	算法	基点 +5	基点 +15	基点 +25	基点 +35
1	2-D HS	0.653 6	1.480 9	1.997 8	2.309 5	6	2-D HS	0.957 2	0.866 6	2.334 7	3.667 7
	WGSF	0.994 2	1.165 5	1.197 5	1.204 6		WGSF	0.794 1	1.335 7	1.594 9	1.709 9
	本文算法	0.361 7	0.843 1	1.033 6	0.857 5		本文算法	0.480 4	0.716 4	0.916 0	0.658 7
2	2-D HS	2.054 0	3.911 9	5.448 2	7.382 8	7	2-D HS	3.469 9	5.644 1	7.602 8	10.021 1
	WGSF	1.077 4	1.589 6	2.245 0	3.074 0		WGSF	0.537 5	1.585 2	2.386 1	4.814 6
	本文算法	0.251 7	0.771 6	0.521 2	0.516 7		本文算法	0.255 0	0.434 3	0.499 0	0.148 3
3	2-D HS	0.381 8	1.720 9	2.838 2	3.633 6	8	2-D HS	2.516 9	4.988 6	6.658 6	8.698 5
	WGSF	0.478 7	0.907 3	0.745 8	0.756 4		WGSF	0.616 5	1.026 9	1.463 1	2.027 5
	本文算法	0.325 7	0.843 5	0.348 6	0.374 7		本文算法	0.524 6	0.575 0	0.640 4	0.757 6
4	2-D HS	0.622 4	1.243 2	2.330 3	3.140 9	9	2-D HS	1.524 5	3.992 6	4.666 7	6.700 9
	WGSF	0.395 9	0.981 7	1.205 4	1.238 8		WGSF	1.236 2	1.340 3	1.874 6	1.034 5
	本文算法	0.419 3	0.826 4	0.740 8	0.572 6		本文算法	0.465 2	0.655 8	0.676 4	0.897 6
5	2-D HS	1.085 1	3.172 4	5.381 3	7.838 8	均值	2-D HS	1.473 9	2.878 6	4.362 1	5.932 6
	WGSF	0.887 9	1.226 0	1.846 8	2.783 7		WGSF	0.779 8	1.239 8	1.617 7	2.071 6
	本文算法	0.612 6	0.644 8	0.351 7	0.725 9		本文算法	0.410 7	0.692 4	0.636 4	0.612 2

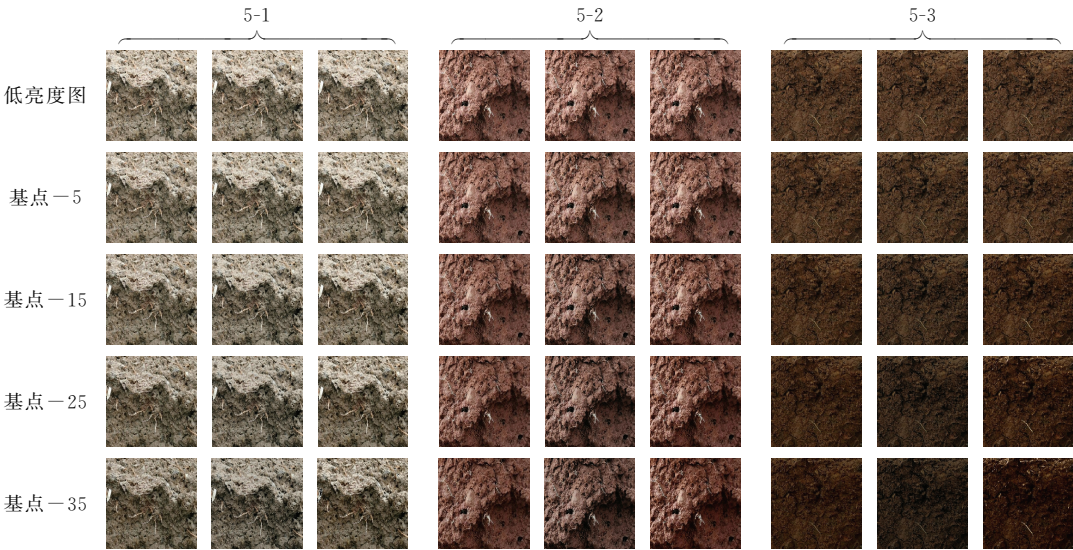


图 9 实验 7 第 5 组子图向低亮度转换的土壤图像亮度可控增强图像

Fig. 9 Controllable brightness enhancement of soil image converted to low brightness in No. 5 group of experiment 7

表 9 实验 7 第 5 组子图向低亮度转换的土壤图像亮度可控增强的精度差异

Tab. 9 Accuracy of the controllable brightness enhancement of soil image converted to low brightness in No. 5 group of experiment 7													
子图 编号	基点	算法	基点 -5	基点 -15	基点 -25	基点 -35	子图 编号	基点	算法	基点 -5	基点 -15	基点 -25	基点 -35
5-1	135.54	2-D HS	0.801 9	0.397 5	1.421 5	2.937 9	5-3	59.63	2-D HS	1.407 8	3.448 7	6.462 3	9.306 0
		WGSF	0.541 1	0.665 6	0.989 9	2.199 1			WGSF	0.501 5	0.849 6	2.766 7	5.796 2
		本文算法	0.516 2	0.592 5	0.915 6	0.201 0			本文算法	0.282 3	0.575 3	2.419 4	2.572 1
5-2	96.89	2-D HS	2.092 4	4.054 1	6.292 7	9.099 0	均值		2-D HS	1.434 0	2.633 4	4.725 5	7.114 3
		WGSF	0.727 4	1.063 1	3.131 5	6.026 8			WGSF	0.590 0	0.859 4	2.296 0	4.674 0
		本文算法	0.291 0	0.383 1	1.036 7	0.986 3			本文算法	0.363 2	0.517 0	1.457 2	1.253 1

表 10 实验 7 实验样本集 2 子图向低亮度转换的土壤图像亮度可控增强的精度差异

Tab. 10	Accuracy of the controllable brightness enhancement of soil image converted to low brightness in experiment 7 (dataset 2)										
组	算法	基点 —5	基点 —15	基点 —25	基点 —35	组	算法	基点 —5	基点 —15	基点 —25	基点 —35
1	2-D HS	4.324 7	7.454 2	8.599 1	9.219 8	6	2-D HS	1.676 2	3.059 5	4.913 6	7.218 1
	WGSF	1.015 8	2.382 3	6.039 9	9.247 4		WGSF	1.110 1	1.538 1	3.354 7	5.863 8
	本文算法	0.904 2	1.827 0	2.025 3	2.021 8		本文算法	0.871 5	1.451 3	1.309 0	1.531 0
2	2-D HS	0.494 8	2.063 6	3.727 0	6.128 5	7	2-D HS	1.556 4	3.578 4	6.581 3	8.166 6
	WGSF	0.514 7	0.849 1	2.023 3	3.727 6		WGSF	0.662 1	1.565 5	3.747 5	6.870 4
	本文算法	0.424 4	0.780 2	0.920 5	1.003 6		本文算法	0.476 4	1.362 1	1.951 9	2.543 7
3	2-D HS	0.104 2	1.304 6	2.383 5	3.936 8	8	2-D HS	2.245 8	4.077 8	6.335 9	8.959 2
	WGSF	0.786 8	0.736 3	0.678 5	2.094 2		WGSF	0.555 8	1.618 0	3.889 2	7.072 7
	本文算法	0.048 2	0.507 0	0.349 0	0.684 7		本文算法	0.271 6	1.380 7	1.441 5	0.894 1
4	2-D HS	0.381 8	1.835 3	3.224 4	5.221 2	9	2-D HS	1.514 5	3.516 0	6.538 3	8.233 9
	WGSF	0.423 0	0.415 4	1.416 7	3.066 0		WGSF	0.548 7	1.042 1	3.071 6	6.227 1
	本文算法	0.328 1	0.141 3	0.506 1	0.715 7		本文算法	0.375 4	0.951 3	1.742 6	2.293 9
5	2-D HS	2.680 8	4.907 6	7.376 2	9.353 0	均值	2-D HS	1.664 4	3.533 0	5.519 9	7.381 9
	WGSF	0.942 7	2.159 4	4.759 8	8.400 4		WGSF	0.728 9	1.36 7 4	3.220 1	5.841 1
	本文算法	0.766 3	1.683 2	2.365 6	1.824 1		本文算法	0.496 2	1.120 5	1.401 3	1.501 4

图 9、表 9 和表 10 显示:本文算法子图在向低亮度转换的有效范围 $[-35, 0]$ 内,仍可以实现较高精度的可控亮度变换。

6 结论

由于土壤图像亮度 cdf 曲线近似于 Sigmoid 曲线,通过构建优化模型优化 Sigmoid 曲线参数,实现土壤图像亮度 cdf 曲线拟合;然后引入迁移因子,迁移土壤图像 cdf 曲线的 Sigmoid 拟合曲线,逼近目标亮度完成亮度迁移,实现土壤图像亮度增强的精准可控;最后,利用色比不变性原理,应用亮度迁移结果和原始土壤图像的邻域信息对增强土壤图像 U 、 V 分量进行颜色校正,降低增强图像的颜色失真。

实验结果表明:本文算法的亮度可控有效范围为 $[-35, 35]$,可实现较高精度的土壤图像亮度可控增强,验证了本文算法的有效性。但该算法的有效亮度调节范围较小,后续将进一步深入研究。

参考文献:

- [1] KONG X Y, LIU L, QIAN Y S. Low-light image enhancement via poisson noise aware retinex model[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2021, 28: 1540-1544.
- [2] 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): 410003-410003.
LI J, LI S J, DUAN X H, et al. Infrared image enhancement based on retinex and probability nonlocal means filtering[J]. Acta Photonica Sinica, 2020, 49(4): 410003.
- [3] LECCA M. STAR: a segmentation-based approximation of point-based sampling milano retinex for color image enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(12): 5802-5812.
- [4] HAO S, HAN X, GUO Y, et al. Low-light image enhancement with semi-decoupled decomposition[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2020, 22(12): 3025-3038.
- [5] XU J, HOU Y, REN D, et al. STAR: a structure and texture aware retinex model[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 5022-5037.
- [6] 兰蓉, 贾亚雯. 自适应直觉模糊相异直方图裁剪的图像增强算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(12): 2919-2928.
LAN R, JIA Y W. Adaptive intuitionistic fuzzy dissimilarity histogram clipping image enhancement algorithm[J]. Control and Decision, 2021, 36(12): 2919-2928.
- [7] HUANG Z H, WANG Z C, ZHANG J, et al. Image enhancement with the preservation of brightness and structures by employing contrast limited dynamic quadri-histogram equalization[J]. Optik, 2021, 226(1): 165877.
- [8] CAO H J, LIU N, XU J, et al. Infrared image adaptive inverse histogram enhancement technology[J]. Infrared and Laser Engineering, 2020, 49(4): 426003.
- [9] LIU Y F, GUO J M, YU J C. Contrast enhancement using stratified parametric-oriented histogram equalization[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2017, 27(6): 1171-1181.
- [10] ENDO H, TAGUCHI A. Color image enhancement method with adjustable emphasis degree [C]//2017 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems, November 6-9, 2017, Xiamen, China, Piscataway: IEEE, 2017: 507-512.
- [11] SRINIVAS K, BHANDARI A K, SINGH A. Low-contrast image enhancement using spatial contextual similarity histogram computation and color reconstruction[J]. Journal of the Franklin Institute, 2020, 357(18): 13941-13963.
- [12] KANSAL S, PURWAR S, TRIPATHI R K. Image contrast enhancement using unsharp masking and histogram equalization [J]. Multimedia Tools & Applications, 2018, 77(20): 26919-26938.
- [13] WANG X, CHEN L. Contrast enhancement using feature-preserving bi-histogram equalization[J]. Signal Image & Video Processing, 2018, 12(4): 685-692.
- [14] 廖娟, 陈民慧, 汪鹂, 等. 基于双重 Gamma 校正的秧苗图像增强算法[J]. 江苏农业学报, 2020, 36(6): 1411-1418.
LIAO J, CHEN M H, WANG Y, et al. Image enhancement algorithm for seedling image with dual gamma correction[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2020, 36(6): 1411-1418.
- [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: 106364.
- [16] SUNDARARAJAN D. Image enhancement in the spatial domain [M]//GONZALEZ R C, WOODS R E. Digital Image Processing. London: Pearson, 2017.
- [17] CHEN B H, WU Y L, SHI L F. A fast image contrast enhancement algorithm using entropy-preserving mapping prior[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2017, 29(99): 38-49.
- [18] BHANDARI A K, SHAHNAWAZUDDIN S, MEENA A K. A novel fuzzy clustering-based histogram model for image contrast enhancement[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2020, 28(9): 2009-2021.
- [19] JIANG G, LIN S, WONG C Y, et al. Color image enhancement with brightness preservation using a histogram specification approach[J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2015, 126(24): 5656-5664.
- [20] 吕侃徽, 张大兴. 基于自适应直方图均衡化耦合拉普拉斯变换的红外图像增强算法[J]. 光学技术, 2021, 47(6): 747-753.
LÜ K H, ZHANG D X. Infrared image enhancement algorithm based on adaptive equalization coupled with Laplace transform [J]. Optical Technique, 2021, 47(6): 747-753.
- [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] 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.
- LU X M, ZHU X Y, LI Z W, 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.
- [23] XIAO B, HAN T, JIANG Y, et al. Brightness and contrast controllable image enhancement based on histogram specification [J]. Neurocomputing, 2017, 275:2798-2809.
- [24] 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):356-375.
- ZENG S H, ZHAO B Y, WANG S, et al. Controllable brightness enhancement of the soil image based on weighted gaussian subtraction fitting[J]. Acta Photonica Sinica, 2022, 51(4):356-375.
- [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.
- Chongqing Agricultural Technology Extension Station, Southwest University, Chongqing Soil Society. Chongqing Local Standard DB50/T 796—2017: Chongqing Soil Classification and Code [S]. Chongqing: issued by Chongqing Quality and Technical Supervision Bureau, 2017.

Controllable Brightness Enhancement of the Soil Image Based on Sigmoid Curve Fitting

XU Changli^{1,2}, ZENG Shaohua^{1,2}, LI Jiao³, LIU Guoyi⁴, ZHAN Xueping⁵, LONG Wu⁶

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

2. Chongqing Research Center on Engineer Technology of Digital Agricultural & Services, Chongqing 401331;

3. Chongqing Rural Land Consolidation Center, Chongqing 401121; 4. Institute of

Agricultural Resources and Environment, Tibet Academy of Agriculture and Animal Husbandry Sciences, Lhasa 850032;

5. Agriculture and Rural Affairs Committee of Chongqing Tongliang District, Chongqing 402560;

6. Xuanhan Tuhuang Middle School, Xuanhan Sichuan 636150, China)

Abstract: A soil image represents soil characteristics under the same conditions, which will undoubtedly improve the accuracy of soil species identification. The enhanced soil images may approach the real soil images with certain brightness if brightness of the soil images collected by machine vision in the natural environment can be enhanced controllably. This will eliminate or weaken the effect of the different natural illumination in the future soil species identification. The Sigmoid curve is introduced to fit the cumulative probability density (cdf) curve of the Y component of the soil image. Then, an optimization model of approaching target luminance is established to transfer the fit sigmoid curve and realize the migration of soil image luminance. Next, according to the neighborhood information of the pixels, the pixel with same brightness are sorted and migrated to finish the controllable luminance enhancement of the soil image. Finally, the low-frequency of U and V components are extracted by Gaussian convolution kernel. The low-frequency and high-frequency of U and V components are transformed according to the color ratio invariance and the neighborhood information of the original soil image. Finally, the enhanced Y , U and V components are fused to obtain the enhanced color soil image. The experiments are done with the proposed algorithm based on the image pairs of real soil images under different brightness. Their results show average standard deviation of Y , U , and V component differences of the corresponding pixel between the enhanced soil image and the real target soil image are 14.313 7, 1.323 2, 2.110 5 respectively. And the average peak signal-to-noise ratio is 29.820 9. The average standard deviation obtained by the proposed algorithm is 0.767 7~4.762 9, 0.052 4~1.110 4, 0.071 4~1.272 0 lower than the comparison algorithm 2-D HS, WGSF respectively. It has high precision and low distortion, and its effective brightness enhancement range is $[-35, 35]$. These prove that the algorithm is effective.

Keywords: soil image enhancement; controllabl brightness; Sigmoid curve fitting; color correction

(责任编辑 黄 颖)