doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.03.022

基于色彩运算和混沌粒子群滤波的土壤粗糙度测算*

李　俐　王　荻　王鹏新　黄健熙　朱德海
(中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083)

摘要: 采用插入参考刻度板读取土壤高度信息是一种简单易行的土壤粗糙度测量方法。针对人工读取效率低、基于图像的计算机读取精度受农田环境光照的影响和土壤表面异物(如杂草、植被)影响的问题,提出了一种简化参考刻度板的图像获取和全自动图像处理的粗糙度测算方法,该方法在利用色彩运算和阈值分割消除杂草和阴影影响的基础上,进行土壤边界提取和比例尺的计算,进而获得土壤粗糙度。为了提高方法的自动化程度和鲁棒性,阈值分割采用混沌粒子群优化滤波实现。实验表明,结合色彩运算和混沌粒子群优化的土壤粗糙度测算方法降低了对拍摄环境的要求,能快速高效地计算土壤粗糙度,所提取的土壤轮廓线高度误差控制在 0.5 cm 以下,所得均方根高度误差在 5% 以内,相关长度的计算误差在 1% 以内,满足了土壤粗糙度实时在线测算的要求。

关键词: 微波遥感　土壤粗糙度　测算　色彩操作　混沌粒子群优化
中图分类号: TP391　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2015)03-0158-08

Soil Surface Roughness Measurement Based on Color Operation and Chaotic Particle Swarm Filtering

Li Li　Wang Di　Wang Pengxin　Huang Jianxi　Zhu Dehai
(*College of Information and Electrical Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: It is easy to measure soil surface roughness by using a reference white board with a scale, from which the interface between soil and reference board can be detected and information of soil height can be read. Considering the low efficiency of manual reading, compute reading will be a good choice. But the impact of field illumination and weed interference makes compute reading susceptible. A soil roughness measuring method was proposed. In the proposed method, images were acquired with simplified reference scaling board. To process image automatically, color operation and threshold segmentation were used to decrease the effects of weeds and shadow, and then the soil boundary and scale were acquired, which would be used to measure the soil roughness. To improve the automaticity and robustness of the measuring method, chaotic particle swarm filter was applied for threshold segmentation. The test results showed that the soil roughness measurement method using color operation and chaotic particle swarm optimization reduced the requirement to image acquirement environment, and could calculate soil roughness quickly and efficiently, with the height error less than 0.5 cm, the root mean square height error less than 5%, and the correlation length error less than 1%, which met the requirements of soil roughness real-time on site measurement.

Key words: Microwave remote sensing　Soil surface roughness　Measurement　Color operation　Chaotic particle swarm optimization

引言

土壤表面粗糙度是表征地表起伏变化和侵蚀程度的一个重要参量,它与土壤水文特性和土壤质地等密切相关,在农业、地质、环境等研究领域都有重要应用[1]。在微波定量遥感中,土壤粗糙度是影响

收稿日期: 2014-10-13　修回日期: 2014-11-19
*国家自然科学基金资助项目(41201340)
作者简介: 李俐,副教授,主要从事微波农业应用研究,E-mail: lilixch@163.com

雷达后向散射系数的重要因素，和土壤湿度一起成为地表电磁散射模型中的 2 个主要地表参数。因此，在土壤湿度反演过程中，土壤粗糙度成为影响反演精度的主要约束因素[2]。准确、快速地测算土壤粗糙度一直以来都是微波定量遥感研究的重要内容之一。

通常，遥感领域所用的土壤粗糙度是指地表几何粗糙度，在垂直和水平方向上分别用地表均方根高度和相关长度表示[3]。根据所用测量方式的不同，可把土壤表面粗糙度的测算方法分为接触式和非接触式两种[4-5]。常用的接触式测算方法有测针法、链条法和杆尺法等。接触式测算方法一般需要等间距测针、滚珠链条或杆尺等特制的装置，测量过程费时费力，测量时接触部位可能因为接触不规则地表颗粒而发生偏移，且测量精度受所用测量装置的影响较大，因此测量的精度和速度都无法满足要求，不适合在线监测[6]。常用的非接触式方法有立体摄影、红外线、超声波、激光技术和卫星雷达测量等。立体摄影技术利用透视几何原理，借助两个或两个以上相机获取同一目标信息，通过解其几何关系获得地面粗糙度信息。立体摄影技术能快速实现数据采集，并且已经从依赖精确控制点向无已知坐标控制点发展[7]，但这种摄影测量技术对实验技能要求高，图像处理需要特定的计算程序。红外线测量方法利用安装于暗环境的红外线探针对地发射红外线并探测反射能量确定土壤表面的坐标，但反照率的变化影响测量精度[8-9]。基于超声波测距法的土壤粗糙度测量通过发射超声波并接收回波来获取微地形信息，容易造成多次反射，当地面粗糙度较大时测量误差较大[10]。用于土壤粗糙度测量的激光技术主要有结构光激光扫描、激光测距扫描法和三维激光扫描法等，都需要特定的激光设备，易受强光和杂草的干扰，存在盲点，因此在农田环境中应用有限。卫星雷达测量[11]需要多极化、多角度或多时相数据获取地表参数信息，数据获取本身存在一定难度。图像处理技术的发展和数码相机的普及为土壤粗糙度的测量提供了新的契机，García Moreno 等[6]通过分析照片中固定阳光下土壤结构的投射阴影来测量土壤表面粗糙度。王刚[12]、王丽巍等[13]分别利用参考白板，读出白板与田地的分界线高度位置，从而计算粗糙度。上述图像处理方法目前应用尚不广泛，存在数据处理自动化程度不够高等问题。针对这些问题，本文提出一种简化的利用白板为背景获取地表图像，并基于色彩运算和混沌粒子群滤波提取土壤高度位置的全自动土壤粗糙度测量方法。

1　图像采集

利用参考白板获取数字图像时，通常做法是把一块标有刻度的白板插入土壤中，拍摄数码图像，然后读取地表起伏高度信息。为了简化刻度标画和后期的读取工作，本文采用长 110 cm、宽 60 cm 的白板作为参考白板，并只在白板中间靠上部位置等间距画出 3 个 10 cm × 10 cm 的正方形参考方框作为量化的标尺（本实验所用白板的参考方框其上边缘距离白板上边缘 15 cm）。在照片拍摄时，白板插入到铁锹挖出的土壤槽中。为了尽量保持土壤表面轮廓不受干扰，在待测土地上挖槽时，铁锹应垂直于地面，保持观察剖面的自然状态，挖出长度略大于白板长度与地面平行的土沟，其深度以能使白板下边缘全部位于槽沟内为宜，避免白板有的位置在槽沟内，有的位置在地面上。然后，利用数码相机拍下实地现场图像（图 1），使图像中心基本对应中部参考方框的中心。所选相机没有特别规定，目前市场上常规相机的分辨率（大于 100 万像素）和稳定度均能达到拍摄要求。



图 1　实地图像

Fig. 1　Field photographs

2　图像处理方法

为了测量土壤粗糙度信息，需从拍摄的实地图像提取土壤边界，并根据比例尺对边界上像素点进行采样数值变换，从而计算得到地表均方根高度和相关长度，整体流程图如图 2 所示。系统首先对原始照片进行裁剪，以去除白板左右边缘及上边缘以外的背景。具体操作为：选取照片中间位置二分之一高度开始 100 像素高度的图像，沿长度方向通过相邻列像素值的差分操作，获取变化最大的两列位置，裁去白板以外的左右两侧；同理，再选取从图像上部开始，直到二分之一高度的图像，沿高度方向计算相邻行像素的差值，在最大值位置进行横向裁剪，裁去上部多余背景。从而完成原始图像的裁剪。然后，对裁剪后的彩色图像进行色彩运算和阈值分割二值化处理，以消除阴影和杂草的影响。其中，阈值

的选取对算法的效果影响很大,传统方法通常采用人工实验来设置阈值,自动化程度较低。本文利用混沌粒子群滤波方法完成自动化的阈值选择,实现图像二值化处理。接着,在二值化图像中,分别分离出参考方框和土壤区域,进而进行比例尺数值计算,并根据分离所得土壤区域进行土壤边界提取,最后,利用比例尺值对土壤边界每个像素点进行高度位置量化,并根据土壤粗糙度计算公式得到结果。需要指出,为了降低噪声影响,二值化处理及边缘检测之后分别利用腐蚀膨胀进行了降噪处理[14-15]。

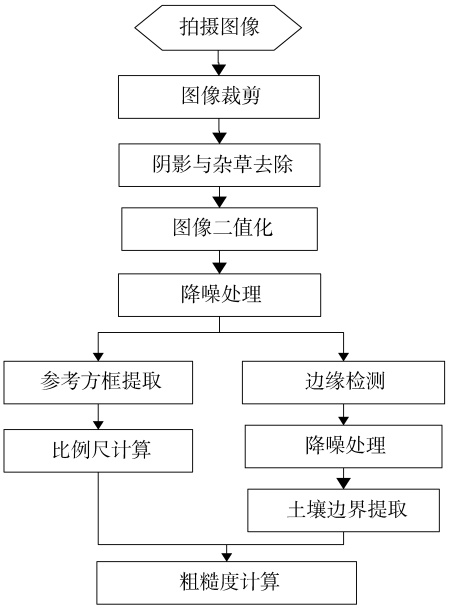


图 2 算法流程图

Fig. 2 Overview of algorithm flowchart

2.1 基于色彩运算的阴影与杂草去除

野外环境中光线有时会产生阴影,农田中杂草或者农作物秧苗也不可避免。为了不破坏土地表面,拍照过程中不便把这些杂草拔去,因此实地照片中经常存在阴影和杂草。除去光照和杂草的影响是高精度土壤粗糙度测算的前提。考虑到阴影为偏暗灰色、土壤为偏黄褐色、杂草为绿色这些颜色特征,本文利用色彩运算来实现阴影与杂草的去除。

野外现场测量(简称外业)实验所获得的初始照片基于 RGB 模式,不利于根据人眼视觉特征进行色彩滤除。考虑到投影到白板上的阴影,其主要特征是随光照的不同会有不同的灰色信息,而 HSL 色彩空间更接近人眼的视觉反映,其值能更精确地描述一些灰度信息和色彩信息。因此,本文把裁剪后的 RGB 图像变换到 HSL 空间,假设阈值门限为 $[h_0,s_0]$,进行二值化可滤除阴影部分,计算式为

$$x_i=\begin{cases}0 & (h_i<h_0,s_i<s_0)\\ 1 & (\text{其他})\end{cases} \tag{1}$$

式中 x_i——HSL 图像第 i 个像素二值化的结果

h_i——第 i 个像素对应的 H 分量

s_i——第 i 个像素的 S 分量

杂草或者农作物秧苗与土壤的主要区别是颜色和结构的差异[16]。提取颜色特征比提取结构特征更简单易行,计算量也较小。Lab 色彩空间(L 表示亮度,a 和 b 表示对立颜色维度)通过 a 和 b 分别表示从红色至绿色和从黄色至蓝色的颜色值,这种描述方式更易于分辨绿色或者黄色的杂草或农作物秧苗。因此,把裁剪后的 RGB 图像转换到 Lab 绝对色彩空间,假设阈值门限为 $[a_0,b_0]$,对图像进行二值化即可去除杂草影响,计算式为

$$y_i=\begin{cases}0 & (a_i<a_0,b_i<b_0)\\ 1 & (\text{其他})\end{cases} \tag{2}$$

式中 y_i——Lab 图像第 i 个像素二值化的结果

a_i——第 i 个像素的 a 分量

b_i——第 i 个像素的 b 分量

式(1)、(2)的结果进行“与”运算结果即为去除阴影和杂草影响的二值化图像。这里,阈值门限 $[h_0,s_0]$ 和 $[a_0,b_0]$ 通过混沌粒子群滤波求得。

2.2 基于混沌粒子群滤波的土壤边界提取

阈值的选取方法决定了阈值分割的效果,考虑到裁剪后的照片中土壤区域连续分布,各像素点与周围邻域像素点具有明显的相关性,这里采用基于二维 Shannon 熵的阈值选取方法。根据 Shannon 熵定义,概率为 $p_{i,j}$ 的系统其二维 Shannon 熵表示为[17]

$$E=-\sum_j\sum_i p_{i,j}\ln p_{i,j} \tag{3}$$

对于 $M\times N$ 的图像来说,定义其灰度/均值二维直方图为 $H\times L$ 大小的长方形,第 (i,j)(i 为灰度,j 为每个像素对应的 9×9 邻域均值)个二元对出现的频次为 $h(i,j)$,假设二维阈值向量 (s,t) 把图像分为 4 个区域:目标区、背景区、噪声区和边界点,近似认为噪声区和边界点上 $p_{i,j}=0$[18],式(3)表示为

$$\begin{aligned}E(s,t)=&-\sum_{i=0}^{s}\sum_{j=0}^{t}\left(\frac{ih(i,j)}{\sum_{m=0}^{s}\sum_{n=0}^{t}mh(m,n)}\ln\frac{ih(i,j)}{\sum_{m=0}^{s}\sum_{n=0}^{t}mh(m,n)}+\right.\\&\left.\frac{jh(i,j)}{\sum_{m=0}^{s}\sum_{n=0}^{t}nh(m,n)}\ln\frac{jh(i,j)}{\sum_{m=0}^{s}\sum_{n=0}^{t}nh(m,n)}\right)-\\&\sum_{i=s}^{H}\sum_{j=t}^{L}\left(\frac{ih(i,j)}{\sum_{m=s}^{H}\sum_{n=t}^{L}mh(m,n)}\ln\frac{ih(i,j)}{\sum_{m=s}^{H}\sum_{n=t}^{L}mh(m,n)}+\right.\\&\left.\frac{jh(i,j)}{\sum_{m=s}^{H}\sum_{n=t}^{L}nh(m,n)}\ln\frac{jh(i,j)}{\sum_{m=s}^{H}\sum_{n=t}^{L}nh(m,n)}\right)\end{aligned} \tag{4}$$

式中　s、t——灰度阈值、均值阈值

式中等式右侧第 1 项对应 $i\in[0,s]$、$j\in[0,t]$ 的目标区熵值；第 2 项对应 $i\in[s,H]$、$j\in[t,L]$ 的背景区熵值。

最佳阈值 (s_0,t_0) 将使得 Shannon 熵取得最大值，即

$$(s_0,t_0)=\arg\max\{E(s,t)\} \tag{5}$$

为解决二维空间计算和搜索的运算量问题，采用混沌粒子群优化算法搜索获得最佳阈值，具体流程图如图 3 所示。

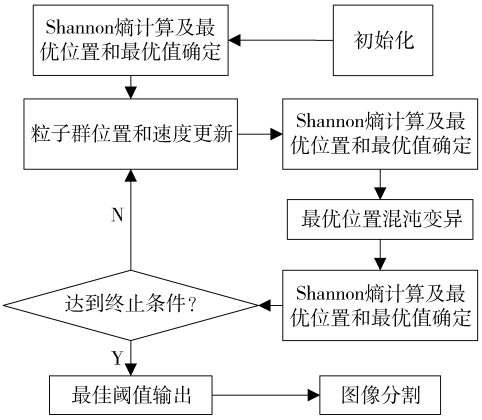


图 3　混沌粒子群阈值分割流程图

Fig. 3　Flowchart of chaos particle swarm threshold segmentation

初始化工作包括迭代终止条件的设置和粒子群的初始化。迭代终止条件的初始化设置了最大迭代次数和允许的最大 Shannon 熵的差异率。粒子群的初始化随机生成初始粒子群实现，然后迭代更新粒子群位置和速度直到找到最佳阈值。假设第 i 时刻粒子群对应的位置和速度分别表示为 X_i 和 V_i，则迭代更新过程可表示为

$$\begin{cases}V_{i+1}=wV_i+c_1r_1(P_i-X_i)+c_2r_2(G_i-X_i)\\X_{i+1}=X_i+V_{i+1}\end{cases} \tag{6}$$

式中　P_i——第 i 时刻某粒子的个体最优解

G_i——第 i 时刻整个粒子群的全局最优解

c_1、c_2——学习因子　　w——惯性因子

r_1、r_2——均匀分布在[0,1]上的随机数

标准的粒子群算法通过式(6)进行迭代寻优，容易陷入局部极值点。这里利用 Logistic 混沌映射实现粒子群变异，以避免局部最优的困扰。根据 Logistic 方程的定义域，在混沌映射之前，先对取值范围在 $[G_{\min},G_{\max}]$ 区间的最优位置 G_i 进行归一化处理，将其映射到[0,1]上，即

$$G_n=\frac{G_i-G_{\min}}{G_{\max}-G_{\min}} \tag{7}$$

然后借用 Logistic 方程进行混沌变异

$$G_n^m=\mu G_n(1-G_n) \tag{8}$$

式中　μ——控制变量

经过逆变换将 G_n^m 映射到 $[G_{\min},G_{\max}]$ 区间所得的 G_M 即可用于熵值的计算和最优位置的更新。

混沌粒子群迭代过程达到终止条件后所得最佳阈值即可用于图像分割。这里，终止条件为迭代次数达到初始化时预设的最大迭代次数或者前后两次迭代所得 Shannon 熵的差异率小于初始化时预设的允许最大差异率，满足任何一条迭代都将终止。

2.3　比例尺确定

准确量化土壤边界线的高度位置是土壤粗糙度计算的前提，而高精度的比例尺则是准确量化的必要条件。本文为了简化白板处理过程及后期识别，使用确定长度的方框代替密集刻度信息来提供比例尺信息。考虑到野外拍照时，照相距离远近不确定，拍摄照片不可避免存在一定的光学畸变，拍摄距离越近畸变越明显，同时，照片上越偏离拍摄中心的位置畸变越大。因此，本文使用 3 个 10 cm × 10 cm 的正方形参考方框用于比例尺计算。这 3 个参考方框位于同一高度，从白板中间开始排列，参考方框的相邻边之间距离都为 20 cm。

利用检测出的 3 个参考方框，计算每个方框的边长所占像素数，并根据已知 10 cm 的长度，计算从像素向厘米转换的比例值。假设水平光学畸变为线性的，并且中间位置无畸变，计算由两侧方框所得比例尺与中间方框对应比例值的差值百分比，若百分比小于 1%，则认为畸变可以忽略，采用 3 个比例尺的均值作为全图计算的比例尺。若差值百分比大于 1%，则以 10 cm 为单位采用分段办法设置比例值，有方框部分的比例值由计算结果确定，没有方框的部分中，参考方框之间部分的比例尺根据方框间距计算，左右两侧方框以外部分通过其他位置比例线性插值得到。

2.4　土壤粗糙度计算

提纯土壤与白板的分界面是在确定土壤边界线的基础上进行的：对土壤边界线上每个像素点进行判断，如果像素下的若干点依然为土壤区域，则保留该点，否则认为其为噪声点，依次提纯出每个属于土壤的像素点。

根据比例尺计算每个土壤边界像素点的位置，形成一维土壤边界轮廓线，即可用于计算土壤粗糙度。这里，用农业中常用的均方根高度和表面相关长度来表征土壤表面粗糙度[1]。假设一维土壤边界轮廓线上有 N 个像素点，第 i 个像素点位置为 $h(i)$，整个剖面的平均高度为 $\bar{h}$。则均方根高度可以表示为

$$\sigma_H = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(h^2(i) - \overline{h^2})}{N-1}} \tag{9}$$

表面相关长度一般通过求解一维土壤剖面观测值的自相关函数确定。自相关函数表示为

$$\rho(k) = \frac{\sum_{i=1}^{N-k-1} h(i)h(i+k)}{\sum_{i=1}^{N} h^2(i)} \tag{10}$$

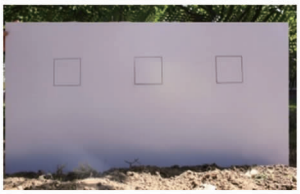
则表面相关长度为 $\rho = \frac{1}{e}$ 处对应的水平距离。

3 结果与分析

为检验在不同光照、不同拍照距离下本方法的稳定性和精度,分别在 2014 年 4 月 12 日 11:00、15:30和 18:30 进行了外业拍摄,拍摄距离分别设在 1 m 和 2 m,相机位于 1 倍光学变焦状态,拍摄图像尺寸设置为 1 152 像素 ×864 像素,这样 100 万像素以上的相机都能满足要求。此外,为了监测白板上参考方框粗细对测算结果的影响,分别用了参考方框线宽度为 1 mm 和 2 mm 的白板进行拍摄。所得数码图像如表 1 所示。

表 1 不同条件下拍摄的图像

Tab. 1 Images taken under different conditions

方框线宽度/mm	拍摄距离/m	11:00	15:30	18:30
2	1			
2	2			
1	1			
1	2			

对表 1 所列 12 幅图像进行处理,裁切和土壤边缘线检测的结果如图 4 所示。为了表示方便,这里对图像进行了命名,命名规则为“拍摄时间 + 方框粗细 + 拍摄距离”,如“1100W2m”表示 11:00 拍摄的参考方框为粗线(2 mm)的图像,拍摄距离为 2 m。可以看出,由于图像中人手等背景的存在,裁剪后的图像大小会出现差异。系统自动测量的土壤边界与实际图像基本吻合。有全影存在的图像中(图 4b),由于阴影区颜色过深,阴影覆盖下白板和土壤颜色非常接近,只通过颜色去除阴影有一定困难,导致土壤边界提取存在较大误差。只有半影存在的情况下(图 4a、4d、4g、4i)或无阴影存在的情况下,土壤边缘线提取结果较为理想,说明对于半影,本方法去除的效果比较明显。

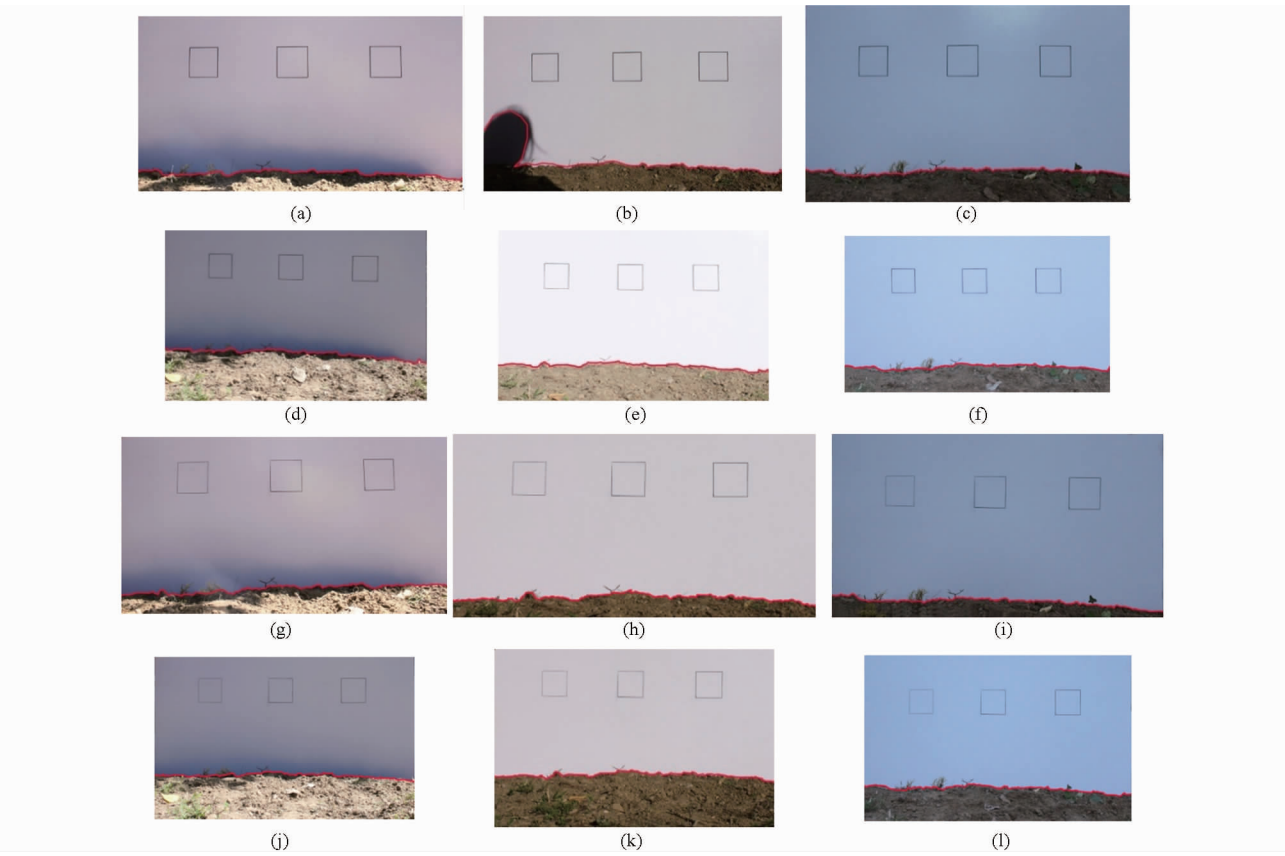


图 4　裁剪后照片及提取轮廓

Fig. 4　Cropped photos and extracted contour results

(a) 1100W1m　(b) 1530W1m　(c) 1830W1m　(d) 1100W2m　(e) 1530W2m　(f) 1830W2m

(g) 1100N1m　(h) 1530N1m　(i) 1830N1m　(j) 1100N2m　(k) 1530N2m　(l) 1830N2m

使用比例尺量化后的土壤高度轮廓即可用于土壤粗糙度的计算。在比例尺计算过程中发现：宽度为 2 mm 的参考方框，在 3 种不同光照条件和 2 m 以内的拍照距离内，都能得到理想方框边界，但宽度为 1 mm 的方框在光学较暗的情况下在 2 m 的距离上所得图像无法检测出方框边缘(图 4)。以下排除宽度为 1 mm 的参考方框在 2 m 距离上的拍摄图像，对剩余 9 张图像进行土壤一维高度轮廓线量化和土壤粗糙度计算。图 5 给出了自动检测与人工判读的土壤边界提取结果比较。由图可以看出本方法大部分时候能把误差控制在 0.5 cm 以内(“h = 0.5 cm”和“h = −0.5 cm”的两条水平线界定了误差为 0.5 cm 的误差范围)，但上午 11:00 拍摄的图像由于拍摄时存在反光，在 2 m 距离处拍摄的误差普遍偏高。15:30 拍摄的图像中，除了在 1 m 处拍摄的“1530W1m”图像，其他两幅图像识别的结果都把误差控制在 ±0.5 cm线以内。对比原图像发现，“1530W1m”图像在白板 0 ~ 20 cm 的位置，有一个照相人的全影，这个深色阴影造成了白板和土壤边界不清，方法识别时误把人头轮廓当作土壤轮廓线读出，从而产生了较大的误差。这个结果再次说明本方法对全影图像的处理能力还有待改善。本方法对杂草的去除能力比较理想，特别是能有效去除长出地面的杂草的干扰。

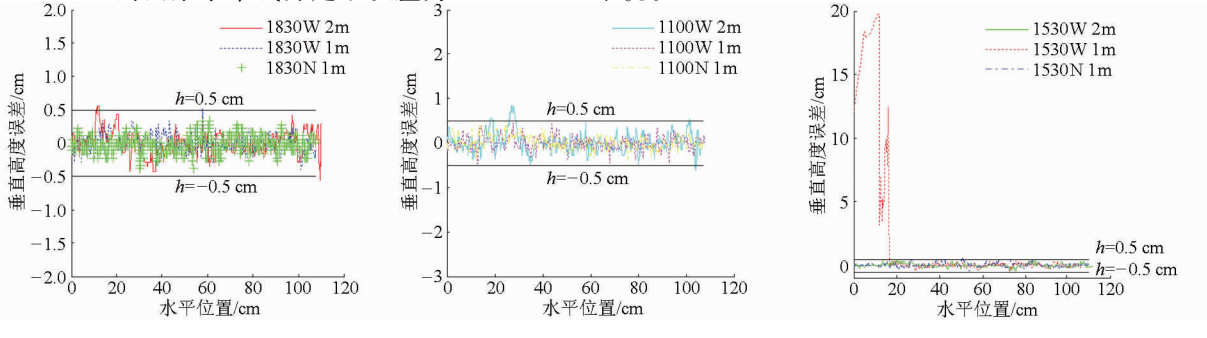


图 5　自动检测与人工判读的土壤边界提取误差曲线

Fig. 5　Error curves of soil boundary between automatic detection and artificial extraction

根据式(9)、(10),由图 4 所示土壤一维高度轮廓线可以计算实验区域土壤均方根高度和自相关函数数值(图 6),从而算得土壤均方根高度和相关长度大小,如表 2 所示。

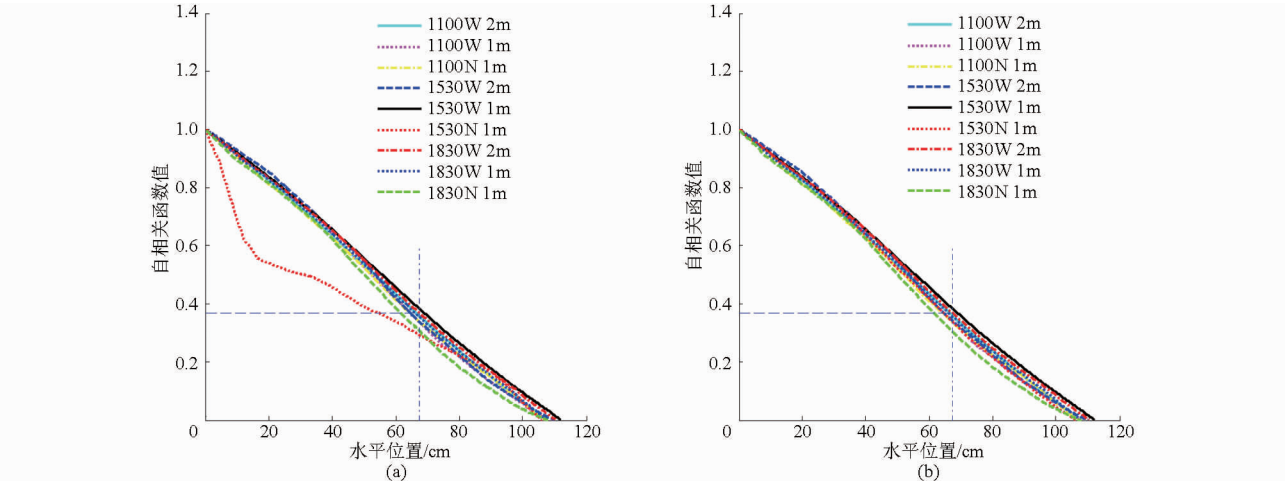


图 6 土壤表面相关函数曲线

Fig. 6 Correlation function curves of soil surface

(a) 自动检测结果 (b) 人工判读结果

从图 6 中可以预测,图像“1530W1m”对应的自动检测结果由于人头全影的影响,将使相关长度结果产生较大的误差。表 2 的计算结果验证了这个预测。

表 2 土壤均方根高度和相关长度

Tab. 2 Root mean square height and correlation length of soil

图像编号	均方根高度			相关长度		
	自动检测/cm	人工判读/cm	误差/%	自动检测/cm	人工判读/cm	误差/%
1100W1m	0.830 0	0.832 9	0.35	64.831 5	64.943 8	0.17
1100W2m	1.675 1	1.672 0	0.18	66.666 7	66.527 8	0.21
1100N1m	1.213 9	1.275 9	4.86	64.666 7	64.333 3	0.52
1530W1m	5.877 3	0.935 7	528.15	54.777 8	64.777 8	15.44
1530W2m	1.100 4	1.097 8	0.24	69.104 5	69.104 5	0
1530N1m	0.924 4	0.896 7	3.08	64.659 1	64.886 4	0.35
1830W1m	0.771 3	0.797 8	3.32	66.292 1	66.292 1	0
1830W2m	0.820 0	0.845 6	0.72	67.605 6	67.605 6	0
1830N1m	1.314 9	1.324 4	3.02	61.758 2	61.758 2	0

由表 2 可以看出,除了 15:30 在 1 m 处拍摄的“1530W1m”图像由于全影的影响误差较大,其他照片用本方法计算所得均方根高度与人工判读的结果误差在 5% 以内,相关长度误差在 1% 以内。无论是上午、下午还是傍晚的图像,用参考方框为 2 mm 的白板在 2 m 距离上拍摄的图像所得结果的误差在同时间拍摄图像中误差最小,其均方根高度和相关长度误差都在 1% 以内。

从以上结果可以看出,为得到高精度的土壤粗糙度计算结果,图像拍摄质量也至关重要,因此尽量选择误差较小的拍摄状态和拍摄时间进行拍照。2 m 的距离能避免照相人影在白板上形成大片的全影区,又能比更近距离的 1 m 位置有比较小的水平光学畸变,更远的距离可能无法准确识别参考方框。因此,采用 100 万像素的图像时,2 m 左右是比较理想的拍照距离。在 2 m 的距离上拍照时,白板上参考方框需采用 2 mm 宽度,1 mm 宽度的参考方框在大于 2 m 的拍摄距离上不能保证比例尺的提取。从拍摄时间上讲,在光线足够的情况下,不管是上午、下午还是傍晚,只要能避免全影就能得到理想结果。但考虑到反光因素的影响,应避开会产生全影或反光的强光时段。因此,傍晚或者清晨这种产生柔和光线的时段应是较为理想的拍摄时间。

需要指出,挖沟时如果造成土壤表面轮廓的变形,或者白板的微量倾斜,这些将使得测算的粗糙度与地平面实际粗糙度间存在一定的偏差。本研究中,在挖沟的时候按照第 1 节中描述的程序进行施工,未对待测面地表轮廓造成明显影响,并采用水平尺保证白板的水平插入,从而尽量降低土壤粗糙度测算值与实际值之间的偏差。具体偏差大小的数值化需要在下一步工作中进行研究。同时,如何将测算位置的粗糙度推广到整个研究区域也是需要进一步研究的内容。

4 结束语

利用野外图像对土壤粗糙度实现自动测量,对设备要求低,操作比较简单。但野外光照及杂草的影响常常会影响自动识别和测量的准确性。本文利用色彩操作和阈值分割算法去除图像中的阴影和杂草,在阈值分割过程中,通过混沌粒子群滤波方法实

现了自动阈值设定。实验结果表明，所提取土壤轮廓线的高度误差小于 0.5 cm，本方法计算所得均方根高度与人工判读的结果误差在 5% 以内，相关长度误差在 1% 以内，说明了本方法的可靠性。采用参考方框线宽度为 2 mm 的白板在 2 m 距离上拍摄的图像，其计算所得均方根高度和相关长度误差都在 1% 以内。因此，避免强光和拍摄者阴影条件下采用 2 mm 宽度的参考方框在距离 2 m 的位置拍摄的图像能算得高精度的土壤粗糙度。本方法中对于阴影的去除对半影区比较有效，对于颜色较深的全影，由于深色阴影造成白板和土壤色差接近，用于此类图像的土壤粗糙度测量方法还有待改善。

参 考 文 献

1 刘万侠，钟凯文，曾文华，等. 雷达遥感中基于多尺度的土壤粗糙度变化[J]. 农机化研究，2008(10)：95－98.
Liu Wanxia，Zhong Kaiwen，Zeng Wenhua，et al. The change of soil roughtness based on multiscale for radar remote sensing[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research，2008(10)：95－98.（in Chinese）

2 Marzahn P，Rieke-Zapp D，Ludwig R. Assessment of soil surface roughness statistics for microwave remote sensing applications using a simple photogrammetric acquisition system[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing，2012，72：80－89.

3 Taconet O，Ciarletti V. Estimating soil roughness indices on a ridge-and-furrow surface using stereo photogrammetry[J]. Soil & Tillage Research，2007，93(1)：64－76.

4 Jester W，Klik A. Soil surface roughness measurement-methods，applicability，and surface representation[J]. CATENA，2005，64(2－3)：174－192.

5 朱良君，张光辉. 地表微地形测量及定量化方法研究综述[J]. 中国水土保持科学，2013，11(5)：114－122.
Zhu Liangjun，Zhang Guanghui. Review of measurement and quantification of surface microtopography[J]. Science of Soil and Water Conservation，2013，11(5)：114－122.（in Chinese）

6 García Moreno R，Saa Requejo A，Tarquis Alonso A M，et al. Shadow analysis：a method for measuring soil surface roughness[J]. Geoderma，2008，146(1－2)：201－208.

7 Warner W S，Reutebuch S E. Application and accuracy of two fixed base camera systems[J]. The Photogrammetric Record，1999，16(93)：423－432.

8 Romkens M J M，Singarayar S，Gantzer C J. An automated non-contact surface profile meter[J]. Soil and Tillage Research，1986，6(3)：193－202.

9 李宗南，陈仲新，王利民，等. 基于红外结构光三维技术的土壤表面粗糙度测量[J]. 农业工程学报，2013，29(21)：137－142.
Li Zongnan，Chen Zhongxin，Wang Limin，et al. A measuring method of soil surface roughness using infrared structured light 3D technology[J]. Transactions of the CSAE，2013，29(21)：137－142.（in Chinese）

10 Robichaud P R，Molnau M. Measuring soil roughness changes with an ultrasonic profiler[J]. Transactions of the ASAE，1990，33(6)：1851－1858.

11 Duarte M R，Wozniak E，Recondo C，et al. Estimation of surface roughness and stone cover in burnt soils using SAR images[J]. CATENA，2008，74(3)：264－272.

12 王刚. 基于人机交互的半自动土壤粗糙度测量系统[J]. 计算机工程与应用，2004，40(11)：226－228.
Wang Gang. A semiantomatic soil roughness measure system based on human-computer interaction[J]. Computer Engineering and Applications，2004，40(11)：226－228.（in Chinese）

13 王丽巍，吴季，张玮，等. FM－CW 制式陆基微波散射计与 IEM 模型联合反演地表土壤湿度研究[J]. 电子学报，2002，30(3)：404－406.
Wang Liwei，Wu Ji，Zhang Wei，et al. Study on soil moisture with ground-based scatterometer and IEM model[J]. Acta Electronica Sinica，2002，30(3)：404－406.（in Chinese）

14 康怀祺，史彩成，赵保军，等. 一种基于扩展数学形态学的边缘检测方法[J]. 光学技术，2006，32(4)：634－638.
Kang Huaiqi，Shi Caicheng，Zhao Baojun，et al. A method of edge detection based on extended mathematical morphology[J]. Optical Technique，2006，32(4)：634－638.（in Chinese）

15 黄樟灿，陆昊娟，李亮. 彩色图象去噪方法探讨[J]. 计算机工程与科学，2001，23(4)：15－17.
Huang Zhangcan，Lu Haojuan，Li Liang. Research on removing noise from colorful pictures[J]. Computer Engineering & Science，2001，23(4)：15－17.（in Chinese）

16 何东健，乔永亮，李攀，等. 基于 SVM－DS 多特征融合的杂草识别[J]. 农业机械学报，2013，44(2)：182－187.
He Dongjian，Qiao Yongliang，Li Pan，et al. Weed recognition based on SVM－DS multi-feature fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2013，44(2)：182－187.（in Chinese）

17 张云飞，张晔. 利用二维熵自动确定图像分割的阈值[J]. 哈尔滨工程大学学报，2006，27(3)：353－356.
Zhang Yunfei，Zhang Ye. Automatic threshold of image segmentation using 2-D entropy[J]. Journal of Harbin Engineering University，2006，27(3)：353－356.（in Chinese）

18 Du Feng，Shi Wenkang，Chen Liangzhou，et al. Infrared image segmentation with 2-D maximum entropy method based on particle swarm optimization (PSO)[J]. Pattern Recognition Letters，2005，26(5)：597－603.