

# 基于主动轮廓演变模型的遥感影像单棵树木检测

叶阳 周棋正 沈瑛 范菁

浙江工业大学 杭州 310012

(yeyang80@zjut.edu.cn)

**摘要** 单木检测是一种将遥感影像和计算机视觉技术相结合自动或半自动获取单棵树木信息的方法。针对复杂森林场景中大量树木相互覆盖的现象,以及树冠内部大量弱边缘导致的树冠顶点过度提取和树冠轮廓描绘不精细的问题,提出了一种基于主动轮廓演变模型的遥感影像单棵树木检测方法。该方法基于树荫和树木数量正相关的先验知识划分阴影控制区域并将区域形心作为树冠顶点;接着使用光照角度优化的形态主动轮廓演变模型(Snake模型)进行树冠轮廓描绘,使其可以越过弱边界点;最后依照形状特征优化树冠轮廓。实验结果表明,该方法提高了复杂森林场景下的单棵树木信息提取的准确度,降低了树冠顶点提取过程的误识率,使树冠轮廓形状更加准确。

**关键词:** 单木检测;主动轮廓演变;树冠轮廓;阴影控制形心法;复杂森林场景

中图分类号 TP39

## Remote Sensing Image Single Tree Detection Based on Active Contour Evolution Model

YE Yang, ZHOU Qi-zheng, SHEN Ying and FAN Jing

Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310012, China

**Abstract** Single-wood detection is a method of automatically or semi-automatically acquiring single tree information by combining remote sensing imagery with computer vision technology. Aiming at the phenomenon that a large number of trees cover each other in complex forest scenes, and the excessive extraction of crown vertices and the outline of crown caused by a large number of weak edges inside the crown, a remote tree image detection method based on active contour evolution model is proposed. The method divides the shadow control area based on the prior knowledge of the positive correlation between the number of shades and the number of trees, and uses the shape centroid as the crown apex. Then the morphological active contour evolution model (Snake model) optimized by the illumination angle is used to describe the crown contour, so that it can cross the weak boundary point; finally optimize the crown profile according to the shape feature. The experimental results show that the method improves the accuracy of single tree wood information extraction in complex forest scenes, reduces the misrecognition rate of crown extraction process, and makes the crown contour shape more accurate.

**Keywords** Single wood detection, Active contour evolution, Crown profile, Shadow control method, Complex forest scene

## 1 引言

精确获取单棵树木的信息(如位置、树高、冠幅、胸径等)是精准林业内容中最基础的部分,为了解决传统手工测量无法精细描绘不规则和复杂的树冠空间结构的问题,基于遥感影像的单树检测技术(Single-tree Detection)应运而生。单树检测不仅使单棵树木信息的获取更为高效、客观、精确,也奠定了精准林业发展的基础<sup>[1]</sup>。

已有许多学者对单树检测进行了研究并提出了一些实用的方法。但由于遥感图像中森林的复杂性,目前一些经典的单树检测算法,如模板匹配法<sup>[2-4]</sup>、分水岭法<sup>[5-7]</sup>、区域生长法<sup>[8-9]</sup>,都存在树冠轮廓提取不精确的问题。现有的单木树冠检测算法还存在一些问题:1)算法的参数依赖性强,自动化程度低;2)针对不同场景,算法性能不稳定,泛化性弱;3)对于复杂场景,尤其是存在较多的树木粘连情况时,算法的精确度较

低<sup>[10]</sup>。因此,如何利用遥感数据信息来提高复杂场景中单树检测的精度,提升检测过程的自动化程度是本文中要解决的问题。

主动轮廓演变,又叫做 Snake 模型,是一种重要的目标检测技术,该模型最早是由 Kass 等<sup>[11]</sup>于 1987 年提出的,经过几十年的发展,该模型已被广泛应用于图像处理和机器视觉中,并且还演绎出了一系列改进模型。例如, Cohen 等<sup>[12]</sup>提出主动轮廓线的气球模型(Balloon Snake),通过在轮廓泛函中增加一个气球膨胀力,来使初始可以不必靠近待检测目标真实轮廓,并能跨越图像中的伪边缘点。后来 Jumaat 等<sup>[13]</sup>成功将此模型应用于医学图像处理,实验结果表明算法的分割精度达到了 95.53%。Kabolizade 等<sup>[14]</sup>使用 Snake 模型在 LiDAR 数据中检测城市建筑物轮廓,该算法准确迅速,并且在相对复杂的场景中也具有较好的鲁棒性。Kabolizade 等<sup>[15]</sup>提出的梯度矢量流模型解决了 Snake 模型无法进入凹陷区域的问题。

主动轮廓演变具有快速准确收敛的优点,但由于遥感图

基金项目:国家自然科学基金(61572437);2018 创新性实验项目(PX-68182044);教育厅项目(Y201431824)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61572437), 2018 Innovative Experiment Project (PX-68182044) and Education Department Project (Y201431824).

通信作者:范菁(fanjing@zjut.edu.cn)

像的特殊性且单树检测是一个多目标检测问题,暂时还没被应用于单树检测领域。针对复杂森林场景中大量树木相互覆盖的现象,以及树冠内部大量弱边缘导致的树冠顶点过度提取和树冠轮廓描绘不精细的问题,本文结合复杂森林场景中树木的特点优化了主动轮廓演变过程,提出了一种基于主动轮廓演变模型的遥感影像单棵树木检测方法。该方法基于树荫和树木数量正相关的先验知识划分阴影控制区域并将区域形心作为树冠顶点,使用光照角度优化的形态主动轮廓演变模型(Snake模型)进行树冠轮廓描绘,并依照形状特征优化树冠轮廓。该方法可以提高复杂森林场景下的单棵树木信息提取的准确度,降低树冠顶点提取过程的误识率,使树冠轮廓形状更加准确。

## 2 研究方法

### 2.1 数据预处理

卫星遥感影像会受到传感器、拍摄时间、拍摄天气、太阳角以及拍摄角度等的影响,图像质量难免会受到噪声干扰而影响树冠位置的提取精度,因此需要对图像进行平滑去噪预处理。

本文对比了使用不同核函数大小的高斯滤波器来进行平滑去噪处理的效果,结果表明采用 $5 \times 5$ 核函数大小的高斯滤波器效果既有效去除了图像中大部分噪声又未损失过多的图像信息。

### 2.2 阴影控制的树冠顶点提取

树冠顶点提取的思路通常是,采用亮度局部最大值法或采用结合二值化和距离变换技术再检测距离图的局部最大值法。这种方法适用于森林分布均匀且树木大小近似,且需要专业人员根据经验设置探测局部最大值的滑动窗口大小,具有一定的局限性。为了使顶点提取能够应用于复杂森林场景,本文采用了一个新思路,根据图像拍摄的角度、树木的数量和阴影部分的联通区域个数呈正相关趋势等先验知识,将阴影作为背景并提取了树冠顶点位置。树冠顶点提取过程如下。

(1)阈值分割:使用 $3 \times 3$ 的局部最小值滤波器检测图像并使用一个阈值将图像中的林荫部分作为前景分割出来。

(2)初始化距离图 Distance:将所有点距离初始化为-1,然后将林荫部分的距离置为0。

(3)计算每个像素点到阴影部分的距离。使用一个初始半径为 $radius=1$ 的圆形算子 $se$ ,通过滑动窗口遍历图中每一个未被访问的点( $Distance=-1$ ),假设其坐标为 $(x,y)$ ,如果在算子内部存在林荫( $Distance=0$ )的像素点,则令该点的距离值等于当前半径( $Distance(x,y)=radius$ ),否则将其加入到未处理集合 $Set\langle X,Y \rangle$ 中,直到遍历完图像。

(4)处理未访问集合 $Set$ :如果不为空,则将半径增加1( $radius=radius+1$ );判断集合中每个点的算子内部是否存在林荫( $Distance=0$ )的像素点,如果有,则将该点从 $Set$ 中取出。重复遍历 $Set$ 中的每一个元素,直到 $Set$ 为空,我们就得到了距离图。

(5)计算阴影影响网格:将距离图作为输入,使用分水岭算法计算阴影影响区域的网格。

(6)将网格形心提取为树冠顶点:通过计算每一个网格分开的联通区域面积(Area),过滤掉面积过大过小区域并将剩余每一个联通区域的形心(Centroid)作为树冠顶点。

### 2.3 形态改进 Snake 模型的树冠轮廓描绘

得到树冠顶点之后,首先为每个树冠顶点初始化一个半径为4的圆形水平集,并为其设定一个标签,初始化轮廓过小会导致轮廓演变过程过早收敛,初始化轮廓过大可能会收敛到错误的树木边界。再对所有初始树冠轮廓进行形态改进的Snake模型轮廓演变。

水平集Snake模型的经典演变公式如下:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = g(I) \cdot |\nabla u| \cdot \nu + g(I) \cdot |\nabla u| \cdot \text{div}\left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|}\right) + \nabla g(I) \cdot \nabla u \quad (1)$$

其中,等式右边第一项和第二项为图像内力约束,其中第一项为平滑算子,它使曲线的高曲率段变得平滑,第二项为气球力,使曲线膨胀或缩小;第三项为图像的外力约束,也就是来自图像轮廓的约束,它使轮廓向着树冠边缘移动。

本文使用一系列形态学操作简化了式(1)中的Snake模型,将水平集 $u_i$ 简化为 $u_i: \mathbb{R}^2 \rightarrow \{0,1\}$ ,其中 $u_i(x,y)=1$ 表示 $(x,y)$ 在曲线内, $u_i(x,y)=0$ 表示 $(x,y)$ 在曲线外。形态算子作用在树冠轮廓的水平集 $u_i$ 上,隐式地进行曲线演变。形态改进的Snake模型的树冠轮廓演变通过3个离散过程计算式(1)中的偏微分方程。这3个过程分别为气球力膨胀、树冠边缘吸引和形态连续线平滑。

(1)气球力膨胀过程将初始树冠轮廓水平集进行膨胀或保持不变,使得树冠能够越过伪边界。其中 $g(I)$ 控制了气球力的大小,当 $g(I)$ 的值大于阈值 $\gamma$ ,即远离目标边缘时,需要对水平集中的点进行膨胀。反之,图像接近图像边缘,保持该点不变即可。该过程可以用如下公式表示:

$$u^{n+\frac{1}{3}}(x_i, y_i) = \begin{cases} (D_n u^n)(x_i, y_i), & \text{if } g(I)(x_i, y_i) > \gamma \\ u^n(x_i, y_i), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

根据先验知识可以从图像中判断出树荫相对于树冠的相对位置。由于树荫和树冠交接的地方梯度较高,在轮廓演变的过程中,曲线会很快贴合到阴影位置上,然后曲线演变的速度就变缓,可能遇到树冠中的弱边缘就收敛了。这样远离阴影的方向容易演变不完全。因此,本文将膨胀算子做了改变,加快其对远离阴影的方向的演变速度。算子变化如图1所示。将树荫相对于树冠的位置简化为左、右、上、下、左上、右上、左下和右下8个方向,然后根据树荫位置可以自由选取如下8种膨胀算子 $B_i$ 中的一个。

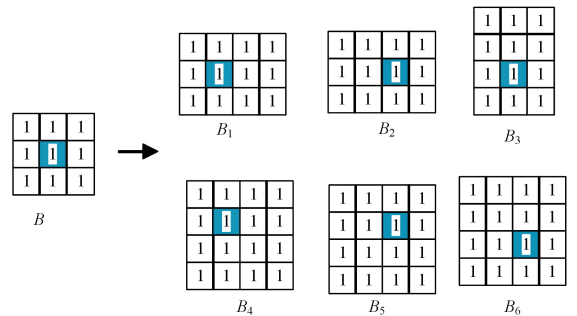


图1 算子变化示意图

Fig. 1 Operator change diagram

(2)树冠边缘吸引过程保证演变后的轮廓将向着树冠边缘移动,当气球力膨胀后,计算当前水平集的高斯导数 $\nabla u^{n+\frac{1}{3}}$ ,如果当前位置的 $\nabla u^{n+\frac{1}{3}}$ 和边缘吸引函数 $g(I)$ 的高斯导数 $\nabla g(I)$ 同号,则将当前位置加入水平集 $u$ ;如果异号,则

将其从水平集中取出;如果 $\nabla g(I)$ 或 $\nabla u^{n+\frac{1}{3}}$ 为零,则保持上一步的结果。

(3)形态连续线平滑过程是为了平滑上面两个过程产生的尖锐角,可以消除水平集中长度小于2的线段。令 $\beta$ 为所有过当前线段长度为2的核函数,我们将形态连续线的运算定义为:

$$(SI_d u)(x) = \sup_{b \in \beta} \inf_{y \in x+hB} u(y) \quad (3)$$

$$(IS_d u)(x) = \inf_{b \in \beta} \sup_{y \in x+hB} u(y) \quad (4)$$

水平集平滑的 $SI_d$ 过程和 $IS_d$ 过程的例子如图2所示,其中白色为前景部分,黑色为背景部分。两者相同的部分都是检查有无相连的3个点(图中用红色直线表示),不同的是发生改变时会使前景像素点为背景像素点,与之相反,可能将背景像素点改变为前景像素点。

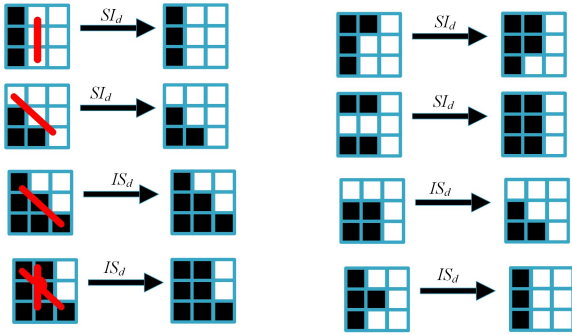


图2  $SI_d$ 和 $IS_d$ 算子(电子版为彩色)

Fig. 2 Operator of  $SI_d$  and  $IS_d$

形态连续线平滑过程如式(5)所示:

$$u^{n+1}(x_i) = \begin{cases} (SI_d \circ IS_d u^{n+\frac{2}{3}})(x_i), & \text{if } g(I)(x_i) > \gamma \\ u^{n+\frac{2}{3}}(x_i), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

以上3个过程构成了形态Snake模型的一次轮廓演变。轮廓演变过程很稳定,如果两棵树互相遮盖,则两棵树木之间的像素点会受到来自不同边缘牵引力的相互作用,最终停留在两者之间达到一个平衡状态。如图3所示,树冠轮廓演变过程最多只需迭代50次左右就会收敛到树冠边界,从而得到该树的轮廓。

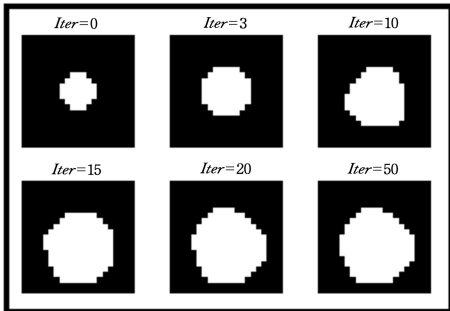


图3 树冠轮廓演变过程

Fig. 3 Evolution of canopy contour

## 2.4 形状优化的树冠轮廓描绘

如果直接将树冠结果保存在一个label矩阵中,就会忽略掉树冠轮廓演变顺序造成的影响。这种算法对于人工种植林简单且有效,但是用于处理复杂森林场景,树木间距很小时,两个树冠就会相互竞争像素点的分配,先进行Snake演变的树冠会占优势,并抑制其他的树冠。因此,将一个轮廓演变完成后就标记的过程改为当所有树冠演变结束后再进行标定,

这样就可以考虑树冠间的相互覆盖的关系并根据相关特征对树冠形状进行优化处理。

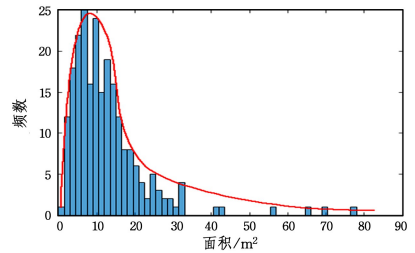
该方法消除了树冠处理的先后顺序带来的像素点竞争,但需要对轮廓做数据后处理来解决一个潜在问题,即重新分配树冠之间的重叠区域。形态Snake模型内部有考虑图像内部的关系,因此在优化树冠轮廓描绘结果主要从树冠的形状入手,研究了树冠面积和圆形率两个指标,其中圆形率是表示一个轮廓接近圆形的程度,数字越小越接近圆形。两个指标的定义为:

$$Crown\_Area = \frac{Number\_Crown}{Number\_Pixel} \times (Plot\_width \times Plot\_length) \quad (6)$$

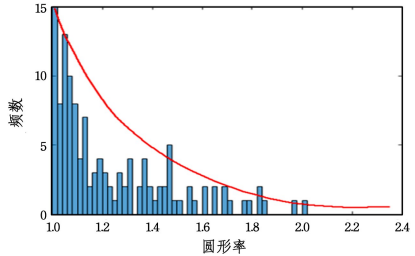
其中, $Number\_Crown$ 是树冠范围内像素点的个数, $Number\_Pixel$ 是图像中像素点的总数, $Plot\_width$ 是样地的宽度, $Plot\_length$ 是样地的长度。

$$Circularity = \frac{(Crown\_perimeter)^2}{4\pi \times Crown\_Area}, Circularity \in [1, +\infty] \quad (7)$$

其中, $Crown\_perimeter$ 是树冠轮廓的周长。本文以样地1中检测出的树冠轮廓的面积和圆形率两个形状特征指标的直方图为例(见图4)。



(a) 面积直方图



(b) 圆形率直方图

图4 树冠形状特征指标

Fig. 4 Crown shape characteristics index

通过计算得知手动标定结果中树冠面积的平均值为 $Crown\_mean = 12.63 m^2$ 。再根据面积直方图中提取出的树冠面积分布,我们设定树冠面积的正常范围为 $[0.5 \times Crown\_mean, 2 \times Crown\_mean]$ ,在样地1中设为 $[6 m^2, 25 m^2]$ 。树冠形状近似圆形,因此圆形率越接近1,识别结果越正确,我们设定树冠圆形率的正常范围为 $[1, 1.3]$ 。

形状优化分为删除、分裂、重叠区域划分、合并4个过程,具体步骤如下:

(1)删除。树冠顶点位置选择的错误会传递到上层的轮廓描绘的过程中,致使树冠轮廓的描绘结果中存在一些明显错误,例如轮廓贴合在阴影里或周围地面上。这些明显错误会在其形状特征上有所反映,因此我们可以删除这些轮廓。根据形状指标,当面积大于阈值 $T_{Area} = 4 \times Crown\_mean$ 时,或者圆形率大于阈值 $T_C = 2.0$ 时,将该轮廓删除。例如,图

5(a)中左边轮廓所围面积为  $50.2\text{ m}^2$ ,远大于平均树冠面积,因此将该结果从结果中删除,图 5(a)中右边轮廓的圆形率大于阈值 2.1,该轮廓是由于树冠顶点过于接近树荫导致轮廓贴合在树荫四周,因此将该轮廓从结果中删除。

(2)分裂。图像中存在一些树冠的边界过于平缓,形态模型演变时可能会将其看成弱边界跳过,然后扩展到了邻近树冠的边界。为了解决这个问题,我们研究了大量演变到其他树冠的情况,发现其面积和圆形率直接有一定的关联,这样的树冠面积范围为两倍均值附近  $[1.5 \times \text{Crown\_mean}, 3 \times \text{Crown\_mean}]$ ,圆形率范围为  $[1.3, 1.7]$ ,将轮廓区域看作和其具有相同标准二阶中心矩的椭圆,在其长边上常有凹曲率点,我们从此点沿着短轴方向分裂两块区域。图 5(b)左边为分裂前的树冠轮廓,轮廓分裂前面积为  $19.4\text{ m}^2$  且其圆形率为 1.33,因此需要将该轮廓进行分裂,图 5(b)右边为分裂后的树冠轮廓结果,分裂后的两个轮廓面积分别为  $10.1\text{ m}^2$  和  $9.3\text{ m}^2$ ,圆形率分布为 1.14 和 1.25。

(3)划分。由于我们在轮廓描绘时单独保存每个树冠,这样每两颗检测树的树冠之间都可能会重叠,因此我们需要将重叠部分进行二次划分。我们设定一个重叠面积比:

$$T_{\text{overlap}} = \frac{2 \times \text{Area}_{\text{overlap}}}{\text{Area}_i + \text{Area}_j} \quad (8)$$

当两颗树冠面积相差不大时,即当  $T_{\text{overlap}} \leq 0.6$  时,我们使用轮廓曲线之间的交点连线划分重叠区域。例如,图 5(c)左边为划分前的树冠轮廓,两者的重叠面积比为  $T_{\text{overlap}} = 0.31 \leq 0.6$ ,因此图 5(c)右边为使用重叠部分连线划分后的树冠轮廓。

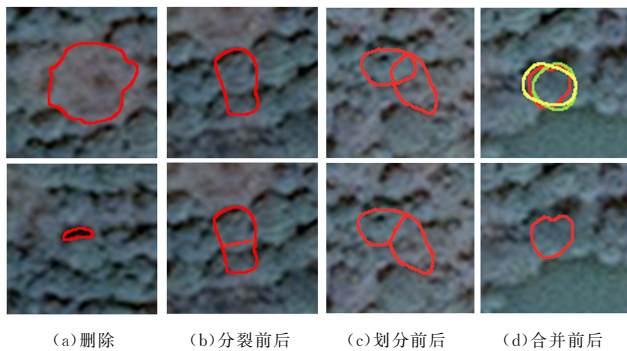


图 5 形状优化示例

Fig. 5 Shape optimization example

(4)合并。在划分重叠区域时,我们发现其中存在多个树冠之间相互重叠,即阈值  $T_{\text{overlap}} > 0.6$  时,且轮廓面积和圆形率都在正常范围内。这种情况通常是由于几个树冠顶点错误地识别到一个树冠内部里了,我们通过非极大值抑制的方式,选出其中圆形率最大的树冠轮廓。图 5(d)左边为树冠轮廓合并前 3 个轮廓两两之间的重叠面积比  $T_{\text{overlap}} > 0.6$ ,因此,我们需要从中挑选出圆形率最小的轮廓。其中,红色轮廓圆形率为 1.07,黄色轮廓圆形率为 1.19,绿色轮廓圆形率为 1.09。因此我们将 3 个轮廓合并为红色轮廓,图 5(d)右边为树冠轮廓合并后的结果。

### 3 研究区域和评价方法

#### 3.1 实验区域

实验所用的高空间分辨率卫星影像来自于 GoogleEarth,空间分辨率为  $0.33\text{ m}^2$ ,包含红绿蓝 3 个波段。实验区域(如

图 6 所示)位于广东东莞,其中树木种类主要是龙眼树和荔枝树等常绿乔木。

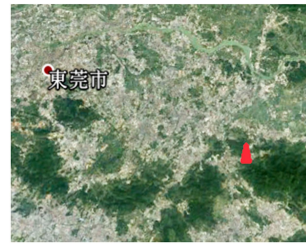


图 6 实验区域位置(红色三角)(电子版为彩色)

Fig. 6 Experimental area location (red triangle)

在实验区域中,我们一共选取了 3 块样地进行研究,图 7 为 3 个样地所在位置的卫星图像缩略图和其中单棵树冠结果的目译图,其中样地 1 和样地 3 是两块树木粘连比较严重的复杂森林场景,样地 2 选取的是一块粘连相对较少的简单实验样地,用做对比。由于无法获取到实验区域中每一棵树的实地调查结果,因此通过目译手动标定了实验区域中的每一棵树的树冠作为参照,由于树冠受光照影响通常呈现为椭圆形,因此将树冠标记为椭圆形,如图 7(b)、图 7(d)、图 7(f)所示。

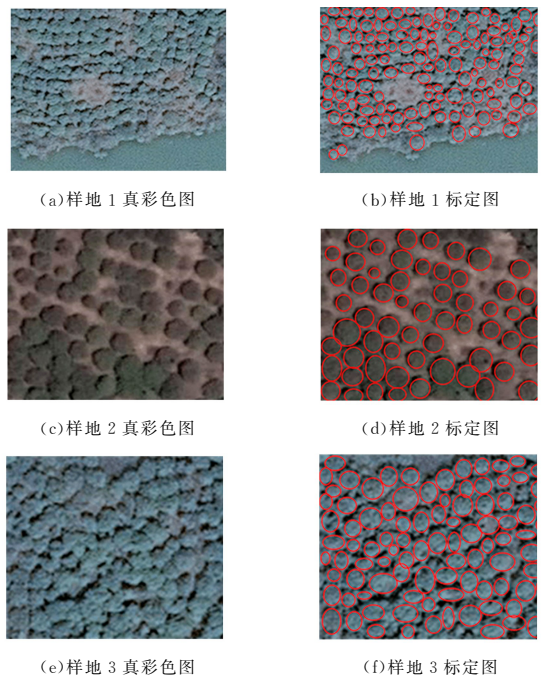


图 7 实验区域真彩色图和目译图

Fig. 7 Experimental area true color map and visual map

样地 1 的大小为  $50\text{ m} \times 37.5\text{ m}$ ,地理位置坐标为  $114^{\circ}11'56.8''\text{E}, 23^{\circ}00'45.3''\text{N}$ ,其中有 134 棵手动标定树;样地 2 大小为  $100\text{ m} \times 75\text{ m}$ ,地理位置坐标为  $114^{\circ}12'08.8''\text{E}, 22^{\circ}50'27.8''\text{N}$ ,其中有 59 棵手动标定树;样地 3 大小为  $64\text{ m} \times 48\text{ m}$ ,地理位置坐标为  $114^{\circ}12'15.8''\text{E}, 22^{\circ}50'25.3''\text{N}$ ,其中有 99 棵手动标定树。图 6 给出了为 3 个样地缩放到同一大小后的真彩色图像和手动标定结果。

#### 3.2 评价方法

为了检验算法的有效性,需要将检测结果和给定数据集中标定树进行比较。当检测树和标定树之间的空间位置和树冠面积差异在一定范围内时,则认为两者匹配,即该检测树正确。具体的匹配流程有两个步骤:

(1)选择最邻近标定树。对于检测结果中的单棵树冠,为其在标定数据集中找到空间距离 $\Delta D_{2D}$ 和面积差 $\Delta A_{2A}$ 满足一定范围内且最近的标定树作为该检测树的最邻近标定树。

(2)选择最邻近检测树。匹配的问题不是简单的单向问题,一棵检测树需要寻找最邻近标定树,同样的一棵标定树也需要寻找最邻近检测树。当检测 $Test_a$ 的最邻近标定树是 $Ref_b$ ,且 $Ref_b$ 的最邻近检测树是 $Test_a$ 时,认为检测树 $Test_a$ 与标定树 $Ref_b$ 匹配。

本文从以下指标整体考量算法的准确性,其中平均面积差 $A_{mean}$ 和检测得分 $M$ 最直观地反映了算法的好坏。具体参数说明和计算算法如表1所列。

表1 评价指标公式  
Table 1 Evaluation index formula

检测率	$R_{extr} = \frac{N_{test}}{N_{ref}}$
匹配率	$R_{mat} = \frac{N_{match}}{N_{ref}}$
误识率	$R_{com} = \frac{(N_{test} - N_{match})}{N_{test}}$
漏识率	$R_{om} = \frac{(N_{ref} - N_{match})}{N_{ref}}$
平均面积差	$A_{mean} = \frac{1}{N_{match}} \times \sum_{i=1}^{N_{match}}  A_{Test_i} - A_{Ref_i} $
检测得分	$M = 100 \times \frac{N_{mat}}{N_{mat} + N_{com} + N_{om}}$

表1中, $N_{test}$ 为检测结果中单棵树木数量; $N_{ref}$ 为标定结果中单棵树木数量; $N_{match}$ 为检测树和标定树匹配的数量; $A_{test_i}$ 和 $A_{ref_i}$ 分别为第 $i$ 个匹配结果中检测树和标定树的面积。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 树冠顶点提取结果对比

树冠顶点提取最常用的方法是采用亮度局部最大值法来检测顶点位置。在一些情况下,还可以结合二值化和距离变换技术来检测距离最大值并将其作为树冠顶点。本文亮度局部最大值和距离局部最大值的结果分别如图8(a)和图8(b)所示,其中红点代表提取出的树冠顶点。

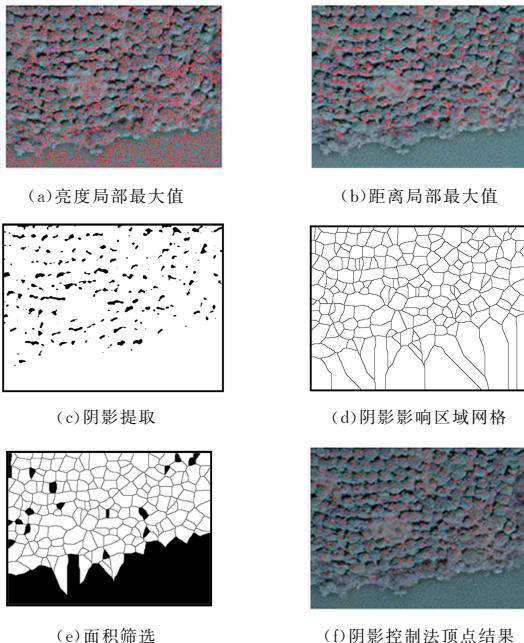


图8 顶点提取相关过程(电子版为彩色)

Fig. 8 Vertex extraction related process

亮度局部最大值法在样地1中一共提取出了959个树冠顶点,而手动标定结果中只有134棵树,提取结果中存在过多伪顶点,因此在复杂森林场景中直接采用亮度最大值法无法完成树冠顶点的提取。距离局部最大值法在样地1中一共检测出了266个距离局部最大值,虽然优于直接采用亮度局部最大值法,但仍然存在不少伪顶点。我们试图结合树冠内部亮度值、树冠之间距离以及GVI特征来筛选提取出的局部最大值,但样地1的场景过于复杂,难以使用上述特征将一棵树中的多个局部最大值过滤掉。为了解决上面两种算法存在的问题,首先分析了图像的亮度直方图(见图9)。我们发现复杂场景例如样地1中整幅图大致都是一个颜色,其RGB3个波段的均值为[53.6, 67.6, 72.7],且图中还存在一个颜色和树木特别相近的湖泊作为干扰,因此无法将林区作为前景提取出来。但是阴影部分可以通过一个全局阈值和局部最小值法提取出来。根据图像拍摄的角度、树木的数量和阴影部分的联通区域个数呈正相关趋势等先验知识,首先将阴影作为背景研究整片森林样地并提取了树冠顶点位置。在不太密集的样地中我们通常将阴影作为背景,而树木作为前景。现在的情况中阴影分散成了多个联通区域,使用距离变换得出的结果不是真正的树木到阴影的直接距离。本文提出了阴影控制的树冠顶点提取法。

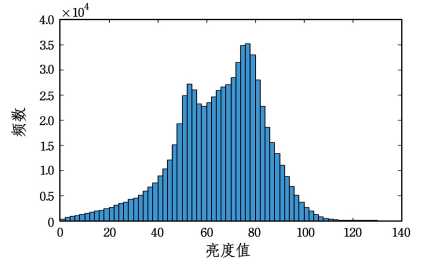


图9 亮度直方图统计

Fig. 9 Brightness histogram statistics

图8(c)~图8(f)分别给出了阴影控制法的中间结果和最后的顶点提取结果,在样地1中提取出了172个树冠顶点,可以利用阴影控制影响区域再使用形心作为树冠顶点的效果很好,解决了亮度局部最大值法和距离局部最大值法无法实现过度检测的问题,提高了树冠顶点提取的精确性。

表2列出了使用亮度局部最大值法、距离局部最大值法以及本文提出的阴影控制形心法在三块样地中提取出的树冠顶点数量同标定结果的对比,虽然提取出的数量不能完全反映出算法的好坏,但是可以从一定程度上看出本文提出的阴影控制形心法提取出的数量更加接近标定数量,大幅降低了树冠顶点的误检率。

表2 树冠顶点个数的对比

Table 2 Comparison of number of crown vertices

样地	亮度局部 最大值法	距离局部 最大值法	阴影控制 形心法	标定 结果
样地1	959	266	172	134
样地2	327	78	65	59
样地3	524	174	107	99

### 4.2 各区域检测结果的对比

本文在3个实验区域中,对本文提出的复杂森林场景法和3种主流的单棵树木检测算法(区域生长法(RG)、模板匹配法(TM)和标记控制分水岭(Watershed)以及未针对复杂森

林场景做出形态优化的 Snake 模型方法)做出了对比。

图 10 给出了复杂场景法对样地 1 处理后的实验结果,表 3 列出了各算法在样地 1 中的结果对比。样地 1 面积最大,手动标定了 134 棵树冠。该样地相似度高、亮度波动大,导致区域生长法、分水岭法、Snake 模型法在树冠顶点提取中的误识率偏高。模板匹配法误识率比其他 3 种低,但仍有 44%。而复杂场景法使用了改进后的阴影控制法以及形状优化的后处理,误识率和平均面积误差都是最低的。

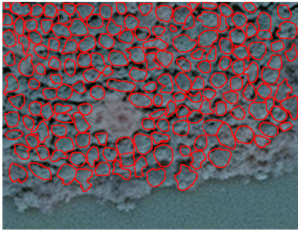


图 10 样地 1 的实验结果

Fig. 10 Experimental results of sample 1

表 3 样地 1 下各算法的对比

Table 3 Comparison of each algorithm of plot1

方法	检测率 $R_{extr}/\%$	匹配率 $R_{mat}/\%$	误识率 $R_{com}/\%$	漏识率 $R_{om}/\%$	平均面积差 $A_{mean}$	检测得分 $M$
RG	308	65	68	35	3.74	39
TM	134	75	44	25	4.41	51
Watershed	243	67	59	32	5.51	43
Snake 模型	194	69	64	31	4.04	42
复杂场景法	119	80	33	20	2.41	60

样地 2 中的森林场景相对来说比较简单,图 11 为复杂场景法对样地 2 处理后的实验结果,表 4 列出了各算法在样地 2 中的结果对比。样地 2 面积较小,有 59 棵标定树冠,图中左下方树冠相对密集,右上方比较稀疏。几种算法对于右上角树冠的检测结果都相对较好,差别不大,但对于左下角的检测差异较大,其中分水岭法和 Snake 模型法的匹配率都高达 86%,Snake 模型法的误识率更低,取得了最高的检测得分。复杂场景算法并没有取得最高的检测得分,由于本文算法探测树冠顶点时需要依赖树荫,因此在顶点提取的过程中漏识别了一些正确的顶点,但平均面积差仍然是所有算法中最低的。

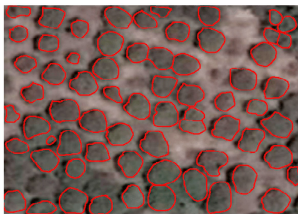


图 11 样地 2 的实验结果

Fig. 11 Experimental results of sample 2

表 6 整体检测结果

Table 6 Overall test results

方法	总体检测率 $Total\_R_{extr}$	总体匹配率 $Total\_R_{mat}$	总体误识率 $Total\_R_{com}$	总体漏识率 $Total\_R_{om}$	总体平均面积差 $Total\_A_{mean}$	总体检测得分 $Total\_M$
RG	208	72	54	28	3.33	48
TM	112	71	35	29	3.77	53
Watershed	205	75	56	25	4.47	49
Snake 模型	157	74	49	27	3.39	51
复杂场景法	122	82	32	18	2.50	64

表 4 样地 2 下各算法的对比

Table 4 Comparison of each algorithm of plot2

方法	检测率 $R_{extr}/\%$	匹配率 $R_{mat}/\%$	误识率 $R_{com}/\%$	漏识率 $R_{om}/\%$	平均面积差 $A_{mean}$	检测得分 $M$
RG	114	81	28	19	2.32	63
TM	92	73	20	27	3.01	61
Watershed	140	86	38	14	2.57	62
Snake 模型	110	86	22	14	2.01	71
复杂场景法	106	82	21	18	1.97	69

图 12 给出了复杂场景法对样地 3 处理后的实验结果,表 5 列出了各算法在样地 3 中的结果对比。该样地和样地 1 中的树木很相似,但树冠形状更加复杂,因此在形状优化过程中降低了对圆形率的要求。区域生长法和分水岭法在该样地中的提取率过高,过分割比较严重。由于该区域较为复杂,模板匹配法难以在模板库中找到相似树冠,因此提取率低且匹配度不高。Snake 模型法由于容易过早收敛到阴影附近,检测结果也不好。复杂场景法有效地避免了过早收敛到阴影附近,因此检测结果良好,取得了最高的检测得分。

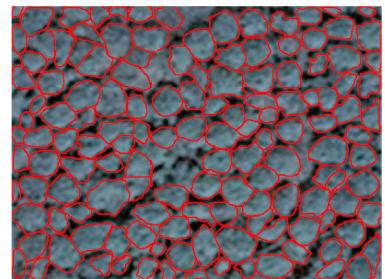


图 12 样地 3 的实验结果

Fig. 12 Experimental results of sample 3

表 5 样地 3 下各算法的对比

Table 5 Comparison of each algorithm of plot3

方法	检测率 $R_{extr}/\%$	匹配率 $R_{mat}/\%$	误识率 $R_{com}/\%$	漏识率 $R_{om}/\%$	平均面积差 $A_{mean}$	检测得分 $M$
RG	203	69	66	31	3.94	41
TM	111	65	42	35	3.90	46
Watershed	232	71	70	29	5.32	42
Snake 模型	167	66	61	34	4.13	41
复杂场景法	140	84	40	16	3.11	59

#### 4.3 整体检测结果

表 6 列出了 3 个样地的整体检测结果,区域生长法和分水岭法的树冠描绘精度依赖树冠顶点位置的好坏,因此提取率比较高,误识率也随之上升,检测得分较低。并且分水岭法对边界过于敏感,容易过早收敛,因此树冠平均面积差比其他算法更高一些。Snake 模型法对人工种植林的效果很好,但对于场景复杂的密林与其他算法并不具有优势。复杂场景法针对密林做出了很多改进,不仅整体检测得分最高,整体的平均面积差也最低,本文算法描绘出的树冠最接近真实情况。

**结束语** 本文研究了复杂场景下树木的特点,针对噪声干扰很多,通过高斯滤波和形态学重建来降低噪声从而平滑图像。由于传统的树冠顶点提取算法对于高密度森林没有做针对性处理,导致误检测很多难以修正。本文考虑了树冠数量和树荫数量之间正相关的特点,采用了一种划分阴影控制区域的算法并计算区域形心作为树冠顶点。由于 Snake 模型会因为弱边界点而过早收敛,导致形状描绘不准确,因此本文基于光照角度的先验知识,针对性地改变了气球力膨胀过程,使其可以越过弱边界点。最后单独保存每一个树冠,并分析其面积和圆形率两个形状特征,依照特征去判断重叠区域的归属问题,删除、合并或者分裂特征异常的轮廓。通过实验,对比分析了区域生长法、模板匹配法、分水岭法、Snake 模型法以及本文提出的复杂场景法。实验结果表明,本文算法有效地提高了复杂场景下检测的精度,还让树冠轮廓更加接近真实情况。

### 参 考 文 献

[1] LIU X X, HUANG J W, YAN H B. Automatic extraction method and application of single-wood canopy for high spatial resolution remote sensing[J]. Journal of Zhejiang A and F University, 2010, 27(1): 126-133.

[2] 2POLLOCK R. The automatic recognition of individual trees in aerial images of forests based on a synthetic tree crown image model[D]. University of British Columbia, 1996.

[3] LARSEN M, RUDEMO M. Optimizing templates for finding trees in aerial photographs[J]. Pattern Recognition Letters, 1998, 19(12): 1153-1162.

[4] WARNER T A, LEE J Y, MCGRAW J B. Delineation and identification of individual trees in the eastern deciduous forest[J]. Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry, 1998: 10-12.

[5] TARP-JOHANSEN M J. Automatic stem mapping in three dimensions by template matching from aerial photographs[J]. Scandinavian Journal of Forest Research, 2002, 17(4): 359-368.

[6] WANG L, GONG P, BIGING G S. Individual tree-crown delineation and treetop detection in high-spatial-resolution aerial imagery[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2004, 70(3): 351-357.

[7] TOCHON G, FÉRET J B, VALERO S, et al. On the use of binary partition trees for the tree crown segmentation of tropical rainforest hyperspectral images[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 159: 318-331.

[8] SAMBUGARO M, COLPI C, MARZANO R, et al. Utilizzo del telerilevamento per l'analisi della biodiversità strutturale: il caso studio della Riserva Forestale di Clôise (Asiago, VI) [C] // Proceedings of the 17th Conferenza Nazionale ASITA. Riva del Garda, Italy, 2013: 5-7.

[9] CULVENOR D S. TIDA: an algorithm for the delineation of tree crowns in high spatial resolution remotely sensed imagery[J]. Computers & Geosciences, 2002, 28(1): 33-44.

[10] ERIKSON M. Two preprocessing techniques based on grey level and geometric thickness to improve segmentation results[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(3): 160-166.

[11] ZHEN Z, QUACKENBUSH L J, ZHANG L. Trends in automatic individual tree crown detection and delineation—evolution of lidar data[J]. Remote Sensing, 2016, 8(4): 333.

[12] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: Active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321-331.

[13] COHEN L D, COHEN I. A finite element method applied to new active contour models and 3D reconstruction from cross sections[C] // International Conference on Computer Vision. IEEE, 1990: 587-591.

[14] JUMAAT A K, RAHMAN W E Z W A, IBRAHIM A, et al. Segmentation of masses from breast ultrasound images using parametric active contour algorithm[J]. Procedia-Social and Behavioral Sciences, 2010, 8: 640-647.

[15] KABOLIZADE M, EBADI H, AHMADI S. An improved snake model for automatic extraction of buildings from urban aerial images and LiDAR data[J]. Computers Environment & Urban Systems, 2010, 34(5): 435-441.



**YE Yang**, born in 1980, postgraduate, lab master, is a member of China Computer Federation. His main research interests include virtual reality, digital image processing.



**FAN Jing**, born in 1969, Ph.D, professor, is a member of China Computer Federation. Her main research direction include virtual reality, service.