

祁媛, 徐伟诚, 王林琳, 等. 基于无人机遥感影像的沙糖橘果树提取方法研究 [J]. 华南农业大学学报, 2020, 41(6): 126-133.
QI Yuan, XU Weicheng, WANG Linlin, et al. Study on the extraction method of sugar tangerine fruit trees based on UAV remote sensing images[J]. Journal of South China Agricultural University, 2020, 41(6): 126-133.

基于无人机遥感影像的沙糖橘果树提取方法研究

祁媛^{1,2}, 徐伟诚^{2,3}, 王林琳^{2,3}, 贾瑞昌^{1,2}, 兰玉彬^{2,3}, 张亚莉^{1,2}

(1 华南农业大学 工程学院, 广东 广州 510642; 2 国家精准农业航空施药技术国际联合研究中心, 广东 广州 510642;
3 华南农业大学 电子工程学院/人工智能学院, 广东 广州 510642)

摘要:【目的】通过无人机获取沙糖橘果园的遥感图像,快速提取果树分布位置,为果树的长势监测和产量预估提供参考。【方法】以无人机拍摄的可见光遥感图像为研究对象,计算超红指数、超绿指数、超蓝指数、可见光波段差异植被指数、红绿比指数和蓝绿比指数 6 种可见光植被指数,使用双峰阈值法选取阈值进行果树的提取。在使用光谱指数进行识别的基础上,结合数字表面模型作为识别模型的输入变量,进行对比试验。【结果】相比使用单一光谱指数,结合数字表面模型提高了果树和非果树像元的提取精度,6 次波段融合后的总体精度均大于 97%。超红指数与数字表面模型结合后的总体精度最高,为 98.77%,Kappa 系数为 0.956 7,植被信息提取精度优于其他 5 种可见光植被指数与数字表面模型结合后的提取精度。【结论】数字表面模型结合可见光植被指数的提取方法能够更深层地挖掘遥感数据蕴含的信息量,为影像中色调相似地物的提取提供参考。

关键词: 无人机遥感; 果树提取; 可见光植被指数; 数字表面模型; 面向对象法
中图分类号: TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-411X(2020)06-0126-08

Study on the extraction method of sugar tangerine fruit trees based on UAV remote sensing images

QI Yuan^{1,2}, XU Weicheng^{2,3}, WANG Linlin^{2,3}, JIA Ruichang^{1,2}, LAN Yubin^{2,3}, ZHANG Yali^{1,2}

(1 College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China; 2 National Center for International Collaboration Research on Precision Agricultural Aviation Pesticides Spraying Technology, Guangzhou 510642, China; 3 College of Electronic Engineering /College of Artificial Intelligence, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

Abstract: 【Objective】To obtain remote sensing image of sand sugar tangerine orchard by UAV, rapidly extract the distribution position of fruit trees, and provide references for growth monitoring and yield prediction of fruit trees. 【Method】The visible light remote sensing images taken by drones were used as the research object. Six visible light vegetation indexes of excess red index, excess green index, excess blue index, visible band differential vegetation index, red-green ratio index and blue-green ratio index were calculated. We used the double peak threshold method to select the threshold for fruit tree extraction. Based on the spectral index identification, digital surface model was added as input variable of the identification model, and the comparative test was conducted. 【Result】Compared with using a single spectral index, the addition of digital surface model improved the extraction accuracies of fruit tree and non fruit tree pixels. The total accuracies of six band fusions

收稿日期:2020-07-22 网络首发时间:2020-10-10 14:07:09
网络首发地址:<https://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1110.S.20201010.1119.002.html>
作者简介:祁媛(1995—),女,硕士研究生, E-mail: yuanqi@stu.scau.edu.cn; 通信作者: 兰玉彬(1961—),男,教授,博士, E-mail: ylan@scau.edu.cn; 张亚莉(1975—),女,副教授,博士, E-mail: ylzhang@scau.edu.cn
基金项目:广东省重点领域研发计划(2019B020221001); 广东省科技计划(2018A050506073); 广州市科技计划(201807010039)

were all greater than 97%. The total accuracy of excess red index combined with digital surface model was the highest (98.77%) with Kappa coefficient of 0.956 7, and the vegetation extraction accuracies were superior to those of other five combinations of visible light vegetation indexes with digital surface model.

【Conclusion】 The combination of digital surface model with visible light vegetation index can excavate more deeply the information contained in the remote sensing data, and provide a reference for the extraction of similar tonal features in the image.

Key words: UAV remote sensing; fruit tree extraction; visible light vegetation index; digital surface model; object-oriented method

沙糖橘是我国岭南地区的重要水果, 需要优质的种植地和高质量的栽培管理保证产量和口感。为了确保当地农村的支柱产业有效平稳地发展, 需要对沙糖橘的果树长势进行监测。提取果园中的沙糖橘果树对分析植被分布影响因素和评价果树生长环境有重要意义。

无人机作业灵活, 作业效率高, 影像分辨率高, 与传统卫星遥感影像和人工地面采集数字影像方法形成互补趋势, 在各领域的遥感监测中发挥重要作用^[1-4]。国内外学者基于无人机遥感影像技术和植被指数模型对植被信息的提取进行了大量研究。Xu 等^[5]利用无人机平台收集农田的可见光遥感图像, 监测和提取耕地的可见光植被指数获取其面积、形状和地理位置信息; Choi 等^[6]运用固定翼无人机获取多光谱图像, 建立沙丘的植被指数模型, 对沙丘的部分植被覆盖进行估算; Zhang 等^[7]统计分析得到 9 种可见光植被指数与玉米、棉花、甘蔗和水稻 4 种植被覆盖度之间的关系, 发现每种作物对应的最佳植被指数不一定相同, 对应的植被

覆盖度模型准确度也不相同; 高永平等^[8]通过无人机获取荒漠区的可见光图像, 建立植被指数与植被覆盖度的关系模型, 成功以高精度提取荒漠区中的植被。

上述研究的共同点是通过无人机遥感获取可见光图像, 利用一种或几种可见光植被指数提取植被信息。遥感图像不仅包含光谱特征, 还具有空间特征和纹理特征。本研究运用无人机影像, 结合空间特征中的高度模型与 6 种可见光植被指数模型, 对沙糖橘果树的提取精度进行对比分析, 以期获得一种简单、方便、有效的沙糖橘植被提取方法, 扩大无人机遥感技术在果园中的应用, 为我国果园果树的监测提供参考。

1 材料与方法

1.1 无人机影像数据的获取

研究地点位于广东省肇庆市四会市果园 (23°36'N, 112°68'E), 亚热带季风气候, 雨热充足, 适合沙糖橘的生长。试验地概况如图 1 所示。

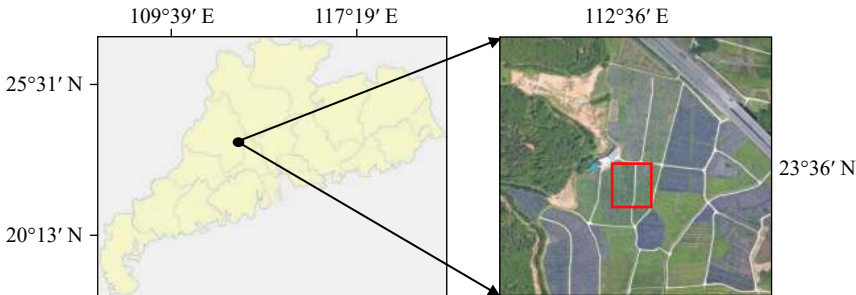


图 1 试验地概况

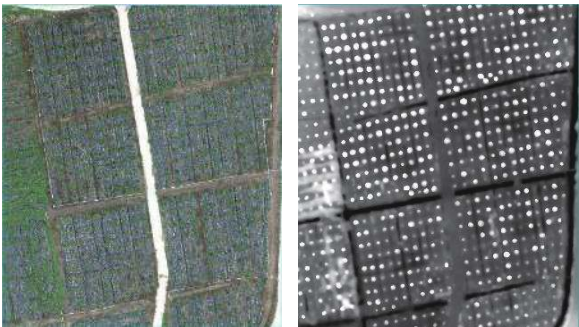
Fig. 1 The overview of experimental site

试验采集平台为深圳大疆精灵 4 无人机, 配备 6.17 mm×4.55 mm 的 2 000 万像素 CMOS 传感器, 无需在特定的场地起飞与降落, 可在空中长时间悬停, 配备的 RTK 和六向视觉传感器使飞行更加安全稳定。试验数据采集于 2020 年 6 月 2 日,

如图 2 所示, 飞行高度为 100 m, 巡航速度为 20 km/h, 飞行航线的旁向和航向重叠度均为 80%, 单次采集 320 张 RGB 图像, 图像分辨率为 5 472 像素×3 648 像素, 地面分辨率为 3.66 cm。通过 Pix4DMapper 软件对图像进行拼接, 获得试验地的



图 2 试验数据采集
Fig. 2 Experiment data collection



a: 正射图
a: Orthophoto
b: 数字表面模型
b: Digital surface model
图 3 正射图和数字表面模型
Fig. 3 Orthophoto and digital surface model

正射图像和数字表面模型 (Digital surface model), 如图 3 所示。

1.2 果树植被覆盖度的提取方法

1.2.1 植被指数的选取 遥感领域中使用大量的植被指数评价植被覆盖度及生长情况,但目前基于可见光波段的植被指数相对较少。本研究参考目前研究相对较多且精度较高的可见光植被指数,选取

了 6 种植被指数: 超红指数 (Excess red index)^[9]、超绿指数 (Excess green index)^[10]、超蓝指数 (Excess blue index)^[11]、可见光波段差异植被指数 (Visible band differential vegetation index)^[5]、红绿比指数 (Red-green ratio index)^[12]、蓝绿比指数 (Blue-green ratio index)^[13]。这 6 种植被指数的计算公式和理论区间如表 1 所示。

表 1 可见光植被指数
Table 1 Vegetation indexes based on visible spectrum

植被指数 Vegetation index	表达式 ¹⁾ Equation	理论区间 Theory interval
超红指数 Excess red index	$1.4R - G$	$[-255, 357]$
超绿指数 Excess green index	$2G - R - B$	$[-255, 510]$
超蓝指数 Excess blue index	$1.4B - G$	$[-255, 357]$
可见光波段差异植被指数 Visible band differential vegetation index	$\frac{2G - R - B}{2G + R + B}$	$[-1, 1]$
红绿比指数 Red-green ratio index	$\frac{R}{G}$	$[-1, 1]$
蓝绿比指数 Blue-green ratio index	$\frac{B}{G}$	$[-1, 1]$

1) R: 红光波段, G: 绿光波段, B: 蓝光波段
1) R: Red light wave band, G: Green light wave band, B: Blue light wave band

1.2.2 阈值的确定和植被信息的提取 基于无人机遥感图像的植被提取的关键在于选取合适的阈值区分植被和非植被,本研究选取双峰阈值法提取沙糖橘果树和非果树。双峰阈值法通常是选取 2 种地物,生成具有 2 个明显波峰的直方图。这 2 个波峰分别对应所选对象较多数目的像元,波峰之间的波谷则对应所选对象边缘相对少数目的像元,一般选择两峰之间的最低点或者交点作为最佳阈值^[14-15],示意图如图 4 所示。果树与非果树的直方图具有明显的双峰性质,因此该方法可以呈现较好的分割效果。

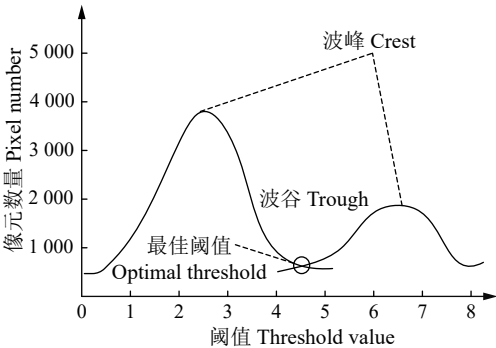


图 4 双峰阈值法示意图
Fig. 4 Schematic diagram of the double peak threshold method

利用遥感信息提取植被的方法中,面向对象的分类技术是将集合临近像元作为对象,识别感兴趣的光谱元素来提高分类结果的精度或者实现矢量输出,此法充分利用多光谱数据的空间、纹理和光谱信息进行分割和分类^[16]。本研究通过基于规则的面向对象分类方法,根据其空间特征和光谱特征对对象进行分类,克服像元层次分类中的不足,具有良好的平滑性和较高的分类精度^[17]。采用此分类方法从光谱和形状 2 个方面刻画果树和非果树像元,通过 ENVI 软件设定、提前统计完成的阈值规则,对上述 6 种植被指数模型进行果树与非果树的分类,能够有效地提供对象的几何和拓扑信息,更精准地提取出果树。

1.2.3 数字表面模型中的植被信息提取 可见光植被指数主要反映植被在可见光下反射与土壤背景之间的差异,在一定条件下可定量说明植被的生长情况。但是仅根据植被的光谱特性对植被进行提取,很难有效地解决同谱异物与同物异谱的问题,从而造成错分漏分且分类精度低。数字表面模型包含了地表果树和非果树等高度的地面高程模型,涵盖了除去地面以外的其他地表信息的高程,可以最真实地表达果园地面的起伏情况,如图 5 所示。数字表面模型有益于区分果园中果树和草地这 2 类色调相类似的地物。

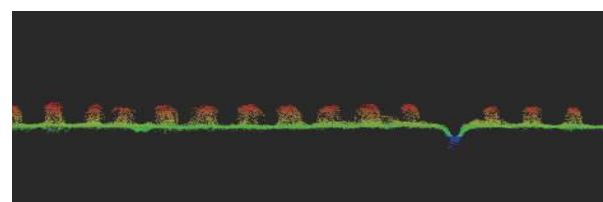


图 5 数字表面模型高程示意图

Fig. 5 Elevation diagram of digital surface model

本文拟将 6 种可见光植被指数计算结果图像与数字表面模型进行融合,加入果树与非果树的高程信息,使用基于规则的面向对象分类方法进行果树的提取,并将得到的分类精度与使用单一可见光植被指数的植被提取精度进行对比。

1.2.4 植被信息提取结果的评价方法 目前较为常用的植被提取评价方法是通过人机交互的方式,利用感兴趣区域把试验地块分为植被像元和非植被像元,结合地面调查数据和图像真实状态进行目视解译。此法受人力物力等条件的限制,不适合作为复杂大区域下的植被指数覆盖度提取精度评价。本研究使用混淆矩阵进行准确性评价,该矩阵是评估分类模型精度的一种可视化显示工具,通过目视

判读的方法在遥感图像上各选取 60 个果树与非果树区域作为验证样本,样本的采样遵循随机原则,确保选择每个单个样本的概率完全相同。将每个实测像元的位置和分类与图像中相应的位置和分类相比较获得分类精度,并根据以下公式计算 Kappa 系数 (K)。

$$p_0 = \frac{a_{11} + a_{22} + a_{33} + \cdots + a_{nn}}{N}, \tag{1}$$

$$p_e = \frac{a_{11}b_1 + a_{22}b_2 + a_{33}b_3 + \cdots + a_{nn}b_n}{N^2}, \tag{2}$$

$$K = \frac{p_0 - p_e}{1 - p_e}, \tag{3}$$

式中, p_0 是总体分类精度, p_e 是机遇一致性, n 是混淆矩阵方程的阶, N 是样本总数, a_nb_n 是列 (行) 中所有值的总和。

2 结果与分析

2.1 可见光植被指数的计算与分析

以无人机采集的遥感影像作为数据源,根据表 1 的公式分别计算各可见光的植被指数,植被和非植被可以清晰地呈现,计算结果如图 6 所示。

为了更好地对比这 6 种可见光植被指数的提取结果,本研究只提取果树,将地物分为果树和非果树,每种地物选取 100 个感兴趣区域进行统计,并统计特征值。由表 2 可知,这 6 种可见光植被指数在植被信息和非植被信息之间差异较大,无重叠交叉部分,对于利用可见光进行植被信息识别具有较好的效果。

2.2 植被信息提取与精度评价

为获取通过这 6 种可见光植被指数进行植被信息提取时的阈值,本研究通过 ENVI 软件统计分析沙糖橘果树与非果树的直方图。本研究试验时天气晴朗,忽略天气因素对图像处理结果的影响。从图 7 可知,6 种可见光植被指数的直方图呈明显的双峰分布,表明相对应的地物区分性较强,适合可见光波段植被信息的提取,并且果树像元与非果树像元的峰值相差较大,在图像中易于选择合适的数值作为分割阈值。

根据确定的阈值,利用基于规则的面向对象分类方法,设定阈值规则,进行植被信息的提取,得到 6 种可见光植被指数对应的植被分类提取结果。以无人机遥感图像作为数据源,根据目视判读在图像上选取 60 个果树和 60 个非果树的验证样本,将分类结果当作真值,分别对这 2 种地物的分类结果计算混淆矩阵,得到各可见光植被指数的提取精度评

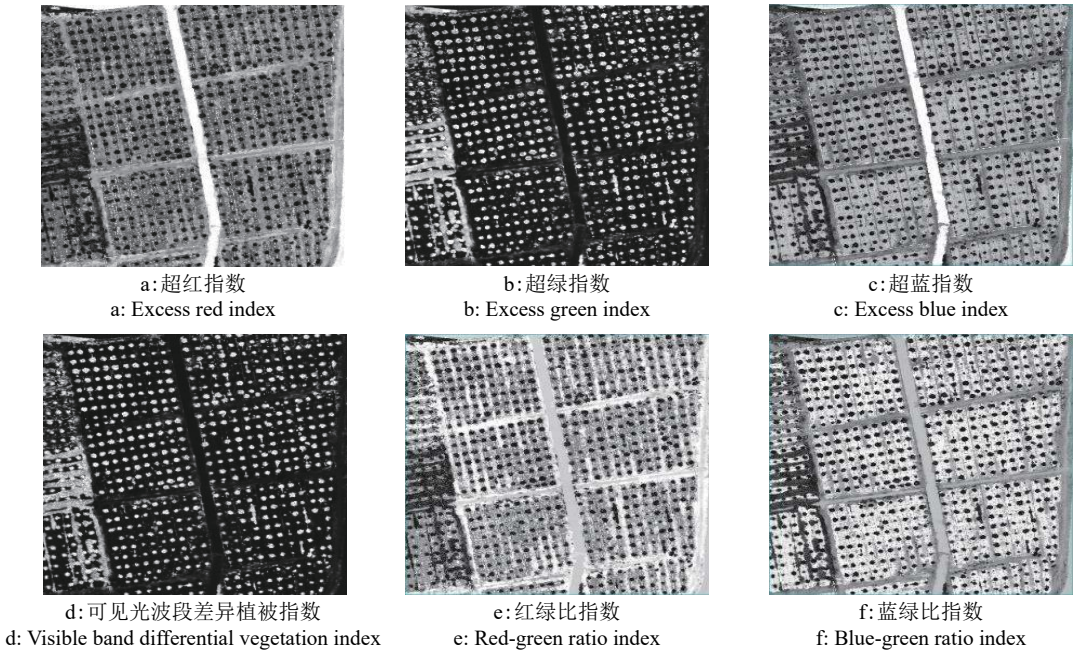


图 6 6 种可见光植被指数计算结果

Fig. 6 Calculation results of six visible light vegetation indexes

表 2 基于感兴趣区域的 6 种可见光植被指数的统计值

Table 2 Statistics of six visible light vegetation indexes based on region of interest

植被指数 Vegetation index	果树 Fruit tree		非果树 Non fruit tree	
	平均值	标准差	平均值	标准差
	Mean	Standard deviation	Mean	Standard deviation
超红指数 Excess red index	-27.293 4	11.959 8	46.642 1	30.383 9
超绿指数 Excess green index	115.230 7	25.873 2	9.023 5	18.045 8
超蓝指数 Excess blue index	-39.266 7	15.487 6	44.257 4	28.460 9
可见光波段差异植被指数 Visible band differential vegetation index	0.339 2	0.087 9	0.021 8	0.046 3
红绿比指数 Red-green ratio index	0.532 7	0.097 3	0.960 9	0.119 6
蓝绿比指数 Blue-green ratio index	0.466 5	0.104 1	0.960 5	0.130 6

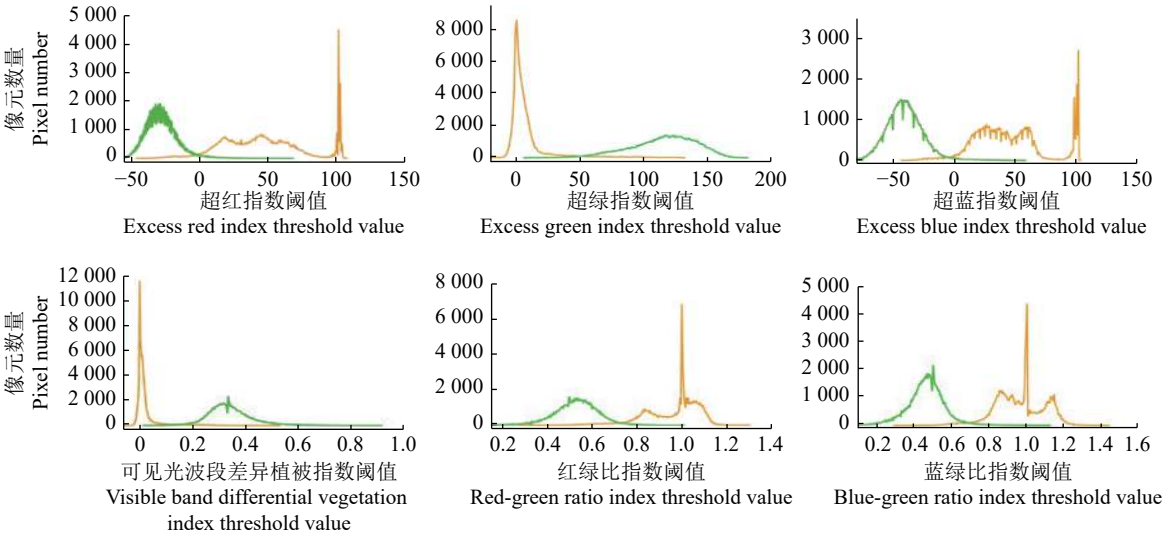


图 7 6 种可见光植被指数统计直方图

Fig. 7 Statistical histograms of six visible light vegetation indexes

价(表 3)。6 种可见光植被指数对应的植被分类提取结果如图 8 所示。从表 3 和图 8 可以看出, 果树的提取精度均在 99% 以上, 提取精度较好; 非果树的提取精度较低, 主要原因是非果树区域的草地部分色调与果树相似, 易导致将草地分为果树, 造成错分现象。

2.3 结合数字表面模型的提取与精度评价

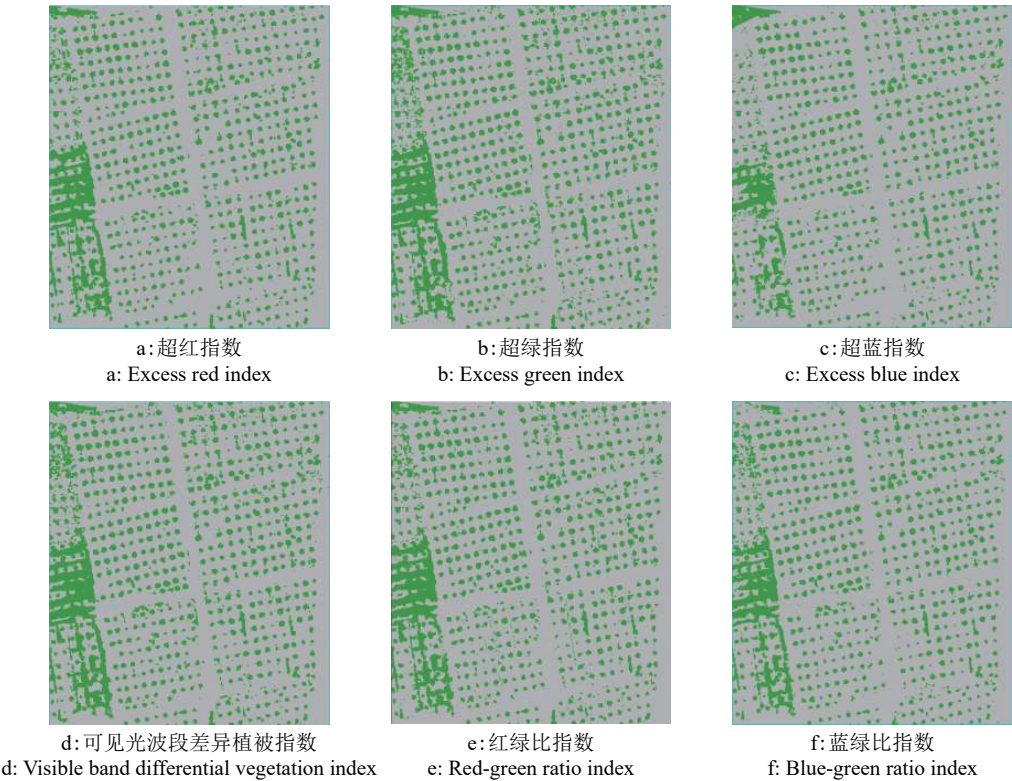
基于“2.2”的提取结果和提取精度, 非果树区域中的草地部分被错分成了果树, 导致非果树的提取精度和总精度降低。在数字表面模型中, 沙糖橘

果树和其他地物的高度具有较大差异, 可以清晰地呈现出不同的亮度值。因此, 我们将数字表面模型和上述 6 种可见光植被指数进行波段融合, 提高草地的提取精度和提取结果的总精度。

同样利用基于规则的面向对象分类方法, 对融合后的波段进行植被信息的提取, 得到结合数字表面模型的 6 种可见光植被指数对应的植被分类提取结果, 如图 9 所示。依然使用 60 个果树和 60 个非果树的验证样本, 将分类结果当作真值, 分别对这 2 种地物的分类结果计算混淆矩阵, 得到融合波

表 3 6 种可见光植被指数的植被提取精度评价
Table 3 Accuracy assessments of vegetation extraction for six visible light vegetation indexes

植被指数 Vegetation index	阈值 Threshold	精度/% Accuracy			Kappa系数(K) Kappa coefficient
		果树 Fruit tree	非果树 Non fruit tree	总体 Total	
超红指数 Excess red index	-1.886	99.78	90.63	95.18	0.903 6
超绿指数 Excess green index	50.000	99.68	87.58	93.60	0.872 0
超蓝指数 Excess blue index	-4.675	99.77	94.62	97.18	0.943 6
可见光波段差异植被指数 Visible band differential vegetation index	0.133	99.98	88.28	94.10	0.882 0
红绿比指数 Red-green ratio index	0.724	99.84	89.25	94.52	0.890 4
蓝绿比指数 Blue-green ratio index	0.682	99.79	91.40	95.57	0.911 4



绿色部分代表果树, 灰色部分代表非果树
The green part indicates fruit tree, the gray part indicates non fruit tree

图 8 6 种可见光植被指数的植被信息提取结果
Fig. 8 Vegetation extraction results of six visible light vegetation indexes

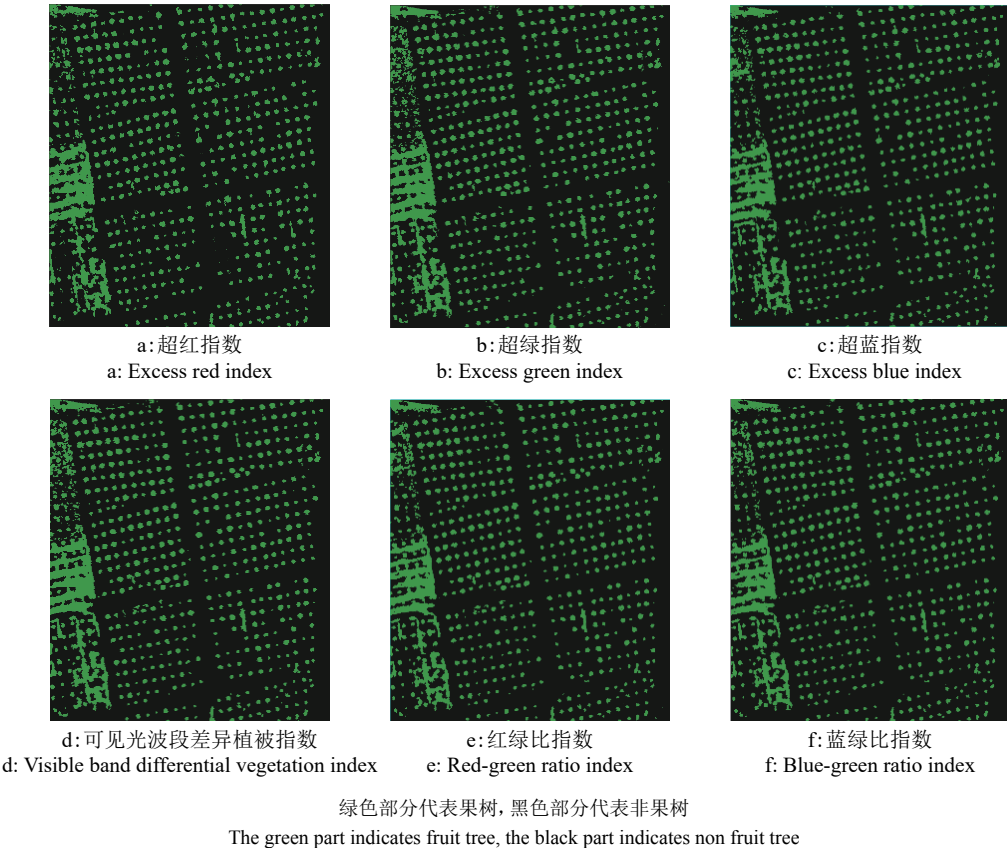


图 9 结合数字表面模型的 6 种可见光植被指数信息提取结果

Fig. 9 Extraction results of six visible light vegetation indexes combined with digital surface model

段各植被指数的提取精度评价, 结果如表 4 所示。6 种结合后的植被指数混淆矩阵中, 总体分类精度分别为 98.77%、97.27%、97.44%、97.67%、97.84% 和 97.84%, 相较于对应的未结合数字表面模型的植被指数精度均有小幅度提升; 非果树的提

取精度分别提高了 8.22%、8.77%、0.86%、8.27%、7.97% 和 5.53%; 表明数字表面模型与可见光植被指数图像结合适用于提高非果树的提取精度, 有效抑制和果树同为绿色的草地信息, 不会过多地造成错分现象。

表 4 6 种可见光植被指数融合数字表面模型提取精度评价

Table 4 Accuracy assessments of vegetation extraction for six visible vegetation indexes combined with digital surface model

植被指数 Vegetation index	精度/% Accuracy			Kappa系数(K) Kappa coefficient
	果树 Fruit tree	非果树 Non fruit tree	总体 Total	
超红指数 Excess red index	99.46	98.08	98.77	0.956 7
超绿指数 Excess green index	99.28	95.26	97.27	0.945 4
超蓝指数 Excess blue index	99.45	95.43	97.44	0.948 9
可见光波段差异植被指数 Visible band differential vegetation index	99.76	95.58	97.67	0.953 4
红绿比指数 Red-green ratio index	99.31	96.37	97.84	0.956 8
蓝绿比指数 Blue-green ratio index	99.23	96.45	97.84	0.956 8

3 结论

本研究在现有的可见光植被指数的植被提取基础上, 提出了结合数字表面模型中的高程信息进一步提取果树和非果树的方法。在得到可见光植被

指数 (超红指数、超绿指数、超蓝指数、可见光波段差异植被指数、红绿比指数、蓝绿比指数) 的计算图后, 分析各植被指数的光谱特征和统计直方图, 获得提取植被覆盖度合适的阈值, 进行果树信息的提取。数字表面模型与可见光植被指数波段融合后的

总体精度均大于 97%, 且非果树的提取精度均有所提升。超红指数与数字表面模型结合后的总精度最高, 为 98.77%, Kappa 系数为 0.956 7, 植被信息提取精度不同程度地优于其他 5 种可见光植被指数与数字表面模型结合后的提取精度。可见光植被指数结合数字表面模型提取植被信息的方法可有效区分与果树色调相类似的地物, 提高此类地物的提取精度, 减少错分概率。本研究的研究对象为沙糖橘果树和非果树, 下一步的研究重点是将此法推广至其他不同作物上, 进一步验证其适用性。

参考文献:

[1] 牛亚晓, 张立元, 韩文霆, 等. 基于无人机遥感与植被指数的冬小麦覆盖度提取方法[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(4): 212-221.

[2] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, STARK R, et al. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction[J]. *Remote Sens Environ*, 2002, 80(1): 76-87.

[3] YANG H B, ZHAO J, LAN Y B, et al. Fraction vegetation cover extraction of winter wheat based on spectral information and texture features obtained by UAV[J]. *Int J Precis Agric Aviat*, 2019, 2(2): 54-61.

[4] TAHIR M N, LAN Y B, ZHANG Y L, et al. Real time estimation of leaf area index and groundnut yield using multispectral UAV[J]. *Int J Precis Agric Aviat*, 2020, 3(1): 1-6.

[5] XU W, LAN Y, LI Y, et al. Classification method of cultivated land based on UAV visible light remote sensing[J]. *Int J Agr Biol Eng*, 2019, 12(3): 103-109.

[6] CHOI S K, LEE S K, JUNG S H, et al. Estimation of fractional vegetation cover in sand dunes using multi-spectral images from fixed-wing UAV[J]. *Journal of the Korean Society of Survey, Geodesy, Photogrammetry, and Cartography*, 2016, 34(4): 431-441.

[7] ZHANG D, MANSARAY L R, JIN H, et al. A universal estimation model of fractional vegetation cover for different crops based on time series digital photographs[J]. *Comput Electron Agr*, 2018, 151: 93-103.

[8] 高永平, 康茂东, 何明珠, 等. 基于无人机可见光波段对荒漠植被覆盖度提取的研究[J]. *兰州大学学报(自然科学版)*, 2018, 54(6): 770-775.

[9] MEYER G E, NETO J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications[J]. *Comput Electron Agr*, 2008, 63(2): 282-293.

[10] WOEBBECKE D M, MEYER G E, VON BARGEN K, et al. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions[J]. *Transactions of the ASAE*, 1995, 38(1): 259-269.

[11] GUIJARRO M, PAJARES G, RIOMOROS I, et al. Automatic segmentation of relevant textures in agricultural images[J]. *Comput Electron Agr*, 2011, 75(1): 75-83.

[12] GAMON J A, SURFUS J S. Assessing leaf pigment content and activity with a reflectometer[J]. *New Phytol*, 1999, 143(1): 105-117.

[13] SELLARO R, CREPY M, TRUPKIN S A, et al. Cryptochrome as a sensor of the blue/green ratio of natural radiation in Arabidopsis[J]. *Plant Physiol*, 2010, 154(1): 401-409.

[14] PUREVDORJ T, TATEISHI R, ISHIYAMA T, et al. Relationships between percent vegetation cover and vegetation indices[J]. *Int J Remote Sens*, 1998, 19(18): 3519-3535.

[15] 赵德升, 毛罕平, 陈树人, 等. 杂草识别中背景分割方法的比较研究[J]. *农机化研究*, 2009(11): 76-79.

[16] 邓书斌, 陈秋锦. *EVVI 遥感图像处理方法*[M]. 北京: 高等教育出版社, 2014: 204.

[17] 王民, 樊潭飞, 负卫国, 等. PFWG 改进的 CNN 多光谱遥感图像分类[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(3): 031003.

【责任编辑 李庆玲】