李达岁,阮思奇,胡青青,等.基于无人机遥感的果园冠层氮素估算及空间分析[J].华中农业大学学报,2023,42(4):158-166. DOI:10.13300/j.cnki.hnlkxb.2023.04.018

# 基于无人机遥感的果园冠层氮素估算及空间分析

李达岁<sup>1</sup>,阮思奇<sup>1</sup>,胡青青<sup>1</sup>,张金智<sup>1,2</sup>,张亚昊<sup>3</sup>, 佃袁勇<sup>1</sup>,胡春根<sup>1,2</sup>,刘永忠<sup>1,2</sup>,雷宏伟<sup>4</sup>,周靖靖<sup>1</sup>

1. 华中农业大学园艺林学学院,武汉 430070;2. 果蔬园艺作物种质创新与利用全国重点实验室, 武汉 430070;3. 武汉市洪山区园林局林业防护中心,武汉 430070;4. 江西绿萌科技控股有限公司,赣州 341600

摘要 为快速准确地获取植株冠层氮素含量及空间分布特征,对大尺度的果园进行精准动态的管理,以宽 行窄株小冠模式、宽行窄株篱壁模式和传统栽培模式3种栽培模式的120棵柑橘树为研究对象,通过测定冠层氮 素含量并提取无人机遥感影像多光谱数据中的纹理指数和植被指数,运用随机森林算法(RF)建立基于植被指数、纹理指数以及融合植被指数和纹理指数的柑橘冠层氮素反演模型,并比较融合植被指数和纹理指数的支持 向量机(SVM)、BP神经网络算法(BP)和RF的模型反演精度。结果显示:在随机森林算法中,融合植被指数和 纹理指数比单独的植被指数或纹理指数更能准确预测柑橘冠层氮素含量;植被指数训练集 R<sup>2</sup>为0.710,测试集 R<sup>2</sup>为0.430;纹理指数训练集 R<sup>2</sup>为0.761,测试集 R<sup>2</sup>为0.349;融合植被指数和纹理指数训练集 R<sup>2</sup>为0.775,测试集 R<sup>2</sup>为0.533。融合植被指数和纹理指数在 SVM算法训练集 R<sup>2</sup>为0.511,测试集 R<sup>2</sup>为0.371;BP神经网络训练集 R<sup>2</sup>为0.651,测试集 R<sup>2</sup>为0.204。用融合植被指数和纹理指数的RF模型对3种栽培模式的柑橘园进行氮素反演, 得到宽行窄株小冠模式的柑橘冠层平均氮素含量最高,其次为宽行窄株篱壁模式,传统栽培模式最低,氮素含量 均值分别为31.33、30.20和27.82 mg/g。结合无人机遥感与融合植被指数和纹理指数的随机森林算法能够有效 预测柑橘冠层氮素含量,可为大尺度柑橘果园定量施肥提供参考。

关键词 无人机遥感; 柑橘; 精准施肥; 氮素; 多光谱; 植被指数; 纹理指数 中图分类号 S127; S666 文献标识码 A 文章编号 1000-2421(2023)04-0158-09

柑橘是世界第一大类水果,也是我国南方栽培 面积最广、经济地位最重要的果树<sup>[1]</sup>。氮素是柑橘生 长发育的必需元素,其盈亏直接影响柑橘的产量及 果实品质<sup>[2]</sup>,但柑橘对氮肥的利用率相对较低<sup>[3]</sup>,因 此,实时、快捷、准确地检测果树氮素含量并进行科 学施肥,是果树优质丰产的重要保障<sup>[4]</sup>。传统的果树 氮素含量测量方法费时、费力,不能满足大面积、快 速、实时监测的需要<sup>[5]</sup>,且植物氮素的测定需要在专 门的实验室中对叶片样品进行化学分析,费用昂贵 且会产生对环境有负面影响的有毒化学物质<sup>[6]</sup>。基 于无人机(unmanned aerial vehicle,UAV)获取多光 谱遥感数据作为一种无损、干净、快速的方法,可用 于监测植物的氮含量<sup>[7]</sup>。

基于无人机遥感反演农作物长势参数(形态参数、生理生化参数、胁迫参数、产量参数)的相关研究

近年来发展迅速,已成为国内外农业遥感领域的热 点<sup>[8]</sup>。基于遥感光谱数据估算植物氮含量的基本方 法有2种:基于作物地面实测参数和其遥感光谱反 射率相关关系的统计模型和基于模拟光在叶片或 冠层辐射传输过程的物理模型<sup>[9]</sup>。基于统计模型估 算植物氮含量的研究包含光谱指数、原始光谱、包 络线去除光谱、导数光谱等不同参数。然而,仅使 用植被指数进行氮素含量估算,精度较低,植被指 数结合机器学习算法可适当提高果园冠层氮素反 演精度<sup>[10-11]</sup>。

高分辨率遥感影像除了具备光谱信息外,还具 有丰富的纹理信息,能够有效反映植被内部的结构 信息,有效缓和光谱饱和现象<sup>[12]</sup>。而利用纹理信息 进行森林参数、作物(如冬小麦和水稻等)生物量和 氮素营养诊断已有报道<sup>[13-14]</sup>,但在果树冠层营养元素

李达岁, E-mail: lds\_fs@webmail.hzau.edu.cn

收稿日期: 2022-12-15

基金项目:国家重点研发计划项目(2019YFD1000104);国家自然科学基金项目(31901963);国家柑橘产业技术体系(CARS-26)

通信作者:周靖靖,E-mail: hupodingxiangyu@mail.hzau.edu.cn

反演及诊断方面鲜有尝试。本研究利用大疆精灵4多 光谱版无人机采集江西赣州宽行窄株小冠模式、宽 行窄株篱壁模式、传统栽培模式的柑橘园多光谱遥 感数据,提取植被指数和纹理指数,利用随机森林算 法(random forest, RF)、支持向量机(support vector machine, SVM)、BP神经网络算法(back propagation, BP)3种机器语言算法对柑橘冠层氮素含量进 行反演,遴选出适合柑橘冠层氮素反演的高精度模 型,以期为大尺度柑橘果园高效精准定量施肥提供 技术支撑。

## 1 材料与方法

#### 1.1 材料

研究区位于江西省赣州市信丰县绿萌柑橘基地 (24°29′~27°09′N、113°54′~116°38′E),属亚热带丘 陵山区湿润季风气候。本研究选择宽行窄株小冠模 式、宽行窄株篱壁模式和传统栽培模式的柑橘树作 为研究对象<sup>[15]</sup>,采用分层抽样和随机抽样相结合的 方式选取120株柑橘树,每种栽培模式40株,采用 A8 Plus小型化RTKGPS差分定位仪对样本植株进 行定位,采取每株柑橘树的冠层叶片3~5片,放入 -20℃冰箱保存。

#### 1.2 遥感数据采集和辐射定标

于 2020年11月16日上午10:00 晴朗无云的天 气下,利用大疆精灵4多光谱版无人机对柑橘果园进 行遥感影像采集,设置飞行高度为100m,镜头焦距 为5.74 mm。遥感影响空间分辨率为5 cm,包含5个 波段:蓝波段(blue,B)、绿波段(green,G)、红波段 (red,R)、红边波段(rededge band,RE)和近红外波 段(near infrared band,NIR)。辐射定标:DN(digital number)值与地面表观反射率之间的回归方程 为:y=0.01743x-0.23758(x为地球表观反射率,y为DN值),得到表观反射率影像。

#### 1.3 柑橘冠层氮素含量测定

采用凯氏定氮法<sup>[16]</sup>测定柑橘叶片氮素含量,将 每株柑橘树的3~5片叶的氮素含量均值作为其冠层 叶片氮素含量。

#### 1.4 植被指数计算

提取17个植被指数,构建基于多光谱的柑橘冠 层氮素含量反演模型(表1)。

名称 Name	公式 Formulation	参考文献 Reference
归一化差值植被指数 Normalized difference vegetation index	$\text{INDV} = (R_{\text{NIR}} - R_{\text{R}}) / (R_{\text{NIR}} + R_{\text{R}})$	[17]
差值植被指数 Difference vegetation index	$I_{\rm DV} = (R_{\rm NIR} - R_{\rm R})$	[17]
增强植被指数 Enhanced vegetation index	$I_{\rm EV} = 2.5 \big( R_{\rm NIR} - R_{\rm R} \big) / (R_{\rm NIR} - 7.5 \times R_{\rm B} + 6 \times R_{\rm R} + 1)$	[17]
土壤修正植被指数 Soil adjusted vegetation index	$I_{\rm SAV} \!=\! 1.5 \!\times\! (R_{\rm NIR} \!-\! R_{\rm R}) (R_{\rm NIR} \!+\! R_{\rm R} \!+\! 0.5)$	[17]
非线性植被指数 None liner index	$I_{\rm NL} = (R_{\rm NIR}^2 - R_{\rm R}) / (R_{\rm NIR}^2 + R_{\rm R})$	[18]
绿色归一化植被指数 Green normalized difference vegetation index	$I_{\rm GNDV} = (R_{\rm NIR} - R_{\rm G})/(R_{\rm NIR} + R_{\rm G})$	[17]
绿色比植被指数 Green ratio vegetation index	$I_{\rm GRV} = R_{\rm NIR}/R_{\rm G}$	[17]
归一化叶绿素指数 Normalized pigment chlorophyll index	$I_{\rm NPC} = (R_{\rm R} - R_{\rm B}) / (R_{\rm R} + R_{\rm B})$	[19]
作物氮反射指数 Nitrogen reflectance index	$I_{\rm NR} = R_{\rm R} / (R_{\rm R} + R_{\rm G} + R_{\rm B})$	[17]
土壤调节植被指数 Optimized soil adjusted vegetation index	$I_{\rm OSAV} \!=\! 1.16 \big(R_{\rm NIR} \!-\! R_{\rm R}\big) / \big(0.16 \!+\! R_{\rm NIR} \!+\! R_{\rm R}\big)$	[17]
植物衰老反射率指数 Plant senescing reflectance index	$I_{\rm PSR} = (R_{\rm R} - R_{\rm B})/R_{\rm NIR}$	[20]
比植被指数 Ratio vegetation index	$I_{\rm RV} = R_{\rm NIR}/R_{\rm R}$	[17]
冠层结构不敏感植被指数 Structure insensitive pigment index	$I_{\rm SIP} = (R_{\rm NIR} - R_{\rm B})/(R_{\rm NIR} - R_{\rm R})$	[20]
三角植被指数 Triangle vegetation index	$I_{\rm TV}{=}0.5[120(R_{\rm R}{-}R_{\rm G}{}){-}200(R_{\rm R}{-}R_{\rm G}{}){}]$	[21]
可见光大气阻抗植被指数 Visible atmospherically resistant vegetation index	$I_{\rm VAR} = (R_{\rm G} - R_{\rm R}) / (R_{\rm R} + R_{\rm G} - R_{\rm B})$	[17]
宽范围动态植被指数 Wide dynamic vegetation index	$I_{\rm WDRV}{=}(0.12R_{\rm NIR}{-}R_{\rm R})/(0.12R_{\rm NIR}{+}R_{\rm R})$	[18]
转化叶绿素吸收反射指数 Transformation chlorophyll absorption reflection index	$I_{\text{TCAR}} = 3 [(R_{\text{NIR}} - R_{\text{R}}) - 0.2(R_{\text{NIR}} - R_{\text{G}})(R_{\text{NIR}}/R_{\text{R}})]$	[21]

表1 植被指数计算公式 Table 1 Calculation formula of vegetation index

注:R为光谱反射率: $R_{NIR}$ 为近红外反射率、 $R_R$ 为红光反射率、 $R_G$ 为绿光反射率、 $R_B$ 为蓝光反射率。Note:R is spectral reflectance:  $R_{NIR}$  is near-infrared reflectance,  $R_R$  is the red light reflectivity,  $R_G$  is the green light reflectivity,  $R_B$  is the blue light reflectivity.

#### 1.5 纹理指数提取

采用灰度共生矩阵方法分别提取红光波段、绿 光波段、蓝光波段、近红外波段和红边波段的8种纹 理指数<sup>[22]</sup>,分别为:同质性( $I_{HOM}$ )、平均值( $I_{MEAN}$ )、对 比度( $I_{CON}$ )、熵( $I_{Ent}$ )、非相似度( $I_{DIS}$ )、变化量( $I_{VAR}$ )、 角二阶矩阵( $I_{SM}$ )和相关性( $I_{COR}$ )(表2)。

表2 纹理指数计算公式

Table 2	Colculation	formula	of toxturo	footures index
I able 2	Calculation	Iormula	of texture	reatures muex

名称 Name	公式 Formulation		
同质性 Homogeneity(I <sub>HOM</sub> )	$I_{\text{HOM}} = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} / [1 + (i-j)^2]$		
平均值 Mean(I <sub>MEAN</sub> )	$I_{\text{MEAN}} = \sum_{i,p}^{N-1} ip$		
对比度 Contrast(I <sub>CON</sub> )	$I_{\rm CON} = \sum_{i,j=0}^{N-1} i P_{i,j} (i-j)^2$		
熵 Entropy(I <sub>Ent</sub> )	$I_{\rm Ent} = \sum_{i,j=0}^{N-1} i P_{i,j} (-\ln P_{i,j})$		
非相似度 Dissimilarity(I <sub>DIS</sub> )	$I_{\rm DIS} = \sum_{i,j=0}^{N-1} i P_{i,j}  i-j $		
变化量 Variance(I <sub>VAR</sub> )	$I_{\text{VAR}} = \sum_{i,j=0}^{N-1} (P_{i,j} - \mu)^2 / (N-1)$		
二阶矩阵 Second moment(I <sub>SM</sub> )	$I_{\rm SM} = \sum_{i,j=0}^{N-1} i P_{i,j}^2$		
相关性 Correlation(I <sub>COR</sub> )	$I_{\text{COR}} = \sum_{i,j=0}^{N-1} ij P_{i,j} - \mu_1 \mu_2$ 1. $\mu_1 = \sum_{i=0}^{N-1} i \sum_{i=0}^{N-1} P_{i,j}$ 2. $\mu_2 = \sum_{j=0}^{N-1} i \sum_{j=0}^{N-1} P_{i,j}$		

注:*i*,*j*为像素灰度、N为灰度级数、 $P_{i,j}$ 是在给定空间距离和方 向时,灰度以*i*(行)为起始点,出现灰度级*j*(列)的概率。Note:*i*, *j* is pixel gray, *N* is gray level,  $P_{i,j}$  is the probability of gray level *j* (column) in a given spatial distance and direction, the gray level with *i* (row) as the starting point.

#### 1.6 数据处理

根据决定系数 R<sup>2</sup>、均方误差(mean square error, MSE)、平均绝对值误差(mean absolute error, MAE) 来评价反演精度。

#### 1.7 模型建立

利用 Python 软件中的 RF、SVM、BP 算法程序包 选取 70% 的样本作为训练集,30% 样本作为测试集 验证模型精度,分别建立基于植被指数、纹理指数、融 合植被指数和纹理指数的柑橘冠层氮素反演模型。

### 2 结果与分析

#### 2.1 不同栽培模式下柑橘冠层氮素含量分布特征

由表3可见,3种栽培模式的柑橘冠层的氮素含量由高到低为:宽行窄株小冠>宽行窄株篱壁>传统栽培模式,平均值分别为31.57、30.10、27.64 mg/g。

#### 表3 不同模式柑橘冠层的氮素含量分布

Table 3Distribution of nitrogen content in canopy

of di	mg/g				
模式 Pattern	平均 值 Mean	最大 值 Max	最小 值 Min	中值 Median	标准差 Standard deviation
宽行窄株篱壁 Wide row and narrow plant fence cultivation	30.10	35.68	23.76	30.40	2.18
宽行窄株小冠 Wide row and narrow plant cultivation	31.57	35.99	25.66	32.25	2.01
传统栽培模式 Traditional cultivation	27.64	36.02	18.51	27.93	3.07

#### 2.2 基于植被指数的随机森林柑橘冠层氮素反演

利用基于特征递归消除的机器学习算法,对提取的17个植被指数进行重要性排序,递归重要性最低的指数,筛选至最佳的3个指数并以此确定模型。 模型的训练集 R<sup>2</sup>为0.710, MSE 和 MAE 分别为 0.311和0.449;测试集 R<sup>2</sup>为0.430, MSE和MAE 分别 为0.467和0.555。重要性高到低排序分别为归一化 叶绿素指数(I<sub>NPC</sub>)、冠层结构不敏感植被指数(I<sub>SIP</sub>)、 作物氮反射指数(I<sub>NR</sub>)。

#### 2.3 基于纹理指数的随机森林柑橘冠层氮素反演

对提取的 40 个纹理指数进行重要性排序,递归 消减重要性最低的指数,筛选至最佳的 7 个指数并以 此确定模型(图1)。模型的训练集 $R^2$ 为0.761,MSE 和 MAE 分别为 0.256 和 0.389;测试集的 $R^2$ 为 0.349,MSE 和 MAE 分别为 0.533 和 0.599。重要性 最高的为绿光波段的平均值( $I_{MEAN,G}$ ),其次分别是 近红外波段的相关性( $I_{COR,NIR}$ )、红边波段的相关 性( $I_{COR,RE}$ )。

## 2.4 融合植被指数和纹理指数的随机森林柑橘冠 层氮素反演

对提取的 57 个融合指数进行重要性排序,递归 消减重要性最低的指数,筛选至最佳的 10 个指数数 量并以此确定模型(图 2)。模型训练集 $R^2$ 为0.775, MSE 和 MAE 分别为0.241 和0.387;测试集的 $R^2$ 为 0.533, MSE 和 MAE 分别为0.382 和 0.497。其中重 要性最高的绿光波段的平均值( $I_{MEAN_G}$ ),其次是归 一 化 叶 绿 素 指 数( $I_{NPC}$ )、红 边 波 段 的 相 关 性( $I_{COR_RE}$ )。

# 2.5 融合植被指数和纹理指数的 SVM 和 BP 神经 网络柑橘冠层氮素反演

使用 SVM 和 BP 算法以叶片氮素和筛选的 10 个重要性排序靠前的参数建立模型。结果显示,



图2 融合植被指数和纹理指数的 RF 预测模型建立中重要性排序

Fig.2 Importance ranking in RF prediction model based on vegetation index and texture indexes

SVM算法训练集*R*<sup>2</sup>为0.511, MSE和MAE分别为 0.523和0.510; 测试集*R*<sup>2</sup>为0.371, MSE和MAE分 别为0.515和0.584。BP神经网络训练集*R*<sup>2</sup>为 0.651, MSE和MAE分别为0.374和0.492; 测试 集 R<sup>2</sup> 为 0.204, MSE 和 MAE 分 别 为 0.652 和 0.669。

基于不同参数、不同算法构建的预测模型的预测值和真实值之间的关系如图3所示。



A: 植被指数(RF); B: 纹理指数(RF); C: 植被指数+纹理指数(RF); D: 植被指数+纹理指数(SVM); E: 植被指数+纹理指数 (BP)。A: Vegetation index(RF); B: Texture index(RF); C: Vegetation index and texture index(RF); D: Vegetation index and texture parameters(SVM); E: Vegetation index and texture index(BP).

#### 图3 柑橘叶片氮素含量预测值与实测值的相关性

Fig.3 Correlations of measured values and predicted values of nitrogen content in citrus leaves

mg/g

#### 2.6 不同栽培模式的氮素含量预测结果及反演

根据上述结果,选择精度最高的融合纹理指数 和光谱指数的反演模型对不同栽培模式的柑橘植株 冠层氮素含量进行估算,得到3种栽培模式下的柑橘 园冠层氮素含量分布图(图4),其氮素含量范围在 24.66 ~32.89 mg/g,且能看出柑橘植株呈带状排列 与实际种植情况相符。宽行窄株小冠式栽培出的柑 橘冠层氮素含量平均值最高,达31.33 mg/g,其他2 种栽培模式的氮素含量稍低(表4)。



A:老果园总体反演图;B:传统栽培模式;C:新果园总体反演图;D:宽行窄株篱壁式;E:宽行窄株式小冠式。A:Overall inversion map of old orchard;B:Traditional cultivation pattern;C: Overall inversion map of new orchard;D:Wide row and narrow plant fence cultivation pattern;E:Wide row and narrow plant cultivation pattern.

#### 图4 基于纹理指数和植被指数融合数据的氮素含量反演图

#### Fig.4 N content inversion map based on mixed data of texture index and vegetation index

表4 不同栽培模式氮素含量估算结果

Table 4	Estimation	results of	nitrogen	content in	different	cultivation	patterns	
---------	------------	------------	----------	------------	-----------	-------------	----------	--

模式 Pattern	平均值 Mean	最大值 Max	最小值 Min
宽行窄株篱壁 Wide row and narrow plant fence cultivation	30.20	32.21	27.40
宽行窄株小冠 Wide row and narrow plant cultivation	31.33	32.89	29.50
传统栽培模式 Traditional cultivation pattern	27.82	31.40	24.66

# 3 讨 论

植物冠层光谱特征是监测植被生长的重要指

标,植被冠层的遥感影像中的各种特征参数能较准确地反映目标植株的组织分布结构、营养元素、生物 量等多种综合信息<sup>[23]</sup>。本研究利用无人机多光谱系 统获取3种不同栽培模式的柑橘植株冠层光谱信息, 建立基于光谱特征、纹理特征、融合光谱和纹理特征 的柑橘果园氮素估算模型,为规模化柑橘园营养状 况的快速预测和果园养分精准管理提供科学依据。

本研究比较了3种不同栽培模式的柑橘冠层氮 素含量,宽行窄株小冠模式的冠层氮素含量平均值 最大(31.57 mg/g),宽行窄株篱壁式次之(30.10 mg/g),传统栽培模式最低(27.64 mg/g),这可能与 不同栽培模式的不同树形结构相关<sup>[24]</sup>。宽行窄株小 冠和宽行窄株篱壁株行距大、树冠小,可以改善树体 冠层通风透光状况,光合有效辐射较大,代谢速率较 快,氮素含量相对较高<sup>[15,25]</sup>;然而,传统栽培模式的 柑橘植株密度较大,植株间互相遮阴现象明显,透风 透光条件较差,导致冠层氮素含量较低。

利用重要性排序分别筛选出3个植被指数、7个 纹理指数和10个融合植被指数和纹理指数,经建模 得出测试集R<sup>2</sup>排序为融合植被指数和纹理指数>植 被指数>纹理指数,用植被指数和纹理指数分别建 模后的测试集R<sup>2</sup>分别为0.430和0.349, 拟合效果较 差,基于融和植被指数和纹理指数建模后的测试集 MSE在基于植被指数与纹理指数建模后的MSE上 分别降低了18.2%和28.3%,表明基于融合植被指 数和纹理指数对柑橘冠层氮素含量的反演更具优 势。这可能是因为植被指数在植物覆盖度较大时容 易出现饱和现象[26],而纹理指数反映的是图像灰度 性质及其空间关系,扩大了基于原始影像亮度的空 间信息辨识度,能够改善单一光谱反演时存在的饱 和问题,在一定程度上提升生物量反演的潜力[27-28]。 本研究的纹理指数是基于灰度共生矩阵计算得到 的,较适用于对植株营养元素含量和分布的推算<sup>[29]</sup>, 虽然灰度共生矩阵是处理纹理参数极为普遍的工 具,但它是建立在单波段基础之上的,存在一定的局 限性,后续还可以尝试灰度级差联合概率矩阵进行 研究。

柑橘叶片性状与传感器系统的冠层反射率之间 的关系会因传感器和果园种类的不同而改变<sup>[30]</sup>,因 此,并没有某一种特定的算法能在不同的果园中表 现出最佳的分类精度<sup>[10]</sup>。本研究将基于融合植被指 数和纹理指数构建的RF预测模型与SVM预测模 型、BP预测模型进行对比分析,结果显示,RF算法拟 合效果最好,测试集*R*<sup>2</sup>为0.533,且MSE、MAE均维 持在合理的范围,与大豆、小麦等作物的冠层氮含量 研究结论一致<sup>[31-32]</sup>。和其他算法相比,RF算法训练 速度快,可高效处理不同纬度的数据,且不会出现过 拟合<sup>[33]</sup>。BP和SVM算法拟合效果较差,测试集 $R^2$ 分别为0.204和0.371,2个模型均出现了欠拟合的问 题,韩兆迎等<sup>[34]</sup>、Osco等<sup>[11]</sup>、栗方亮等<sup>[16]</sup>也得到了 类似结果。前人基于机器学习算法估算柑橘冠层氮 素含量的研究已经取得了一定的进展<sup>[11,35-36]</sup>,但基 于不同算法所构建的柑橘冠层氮素含量预测模型R<sup>2</sup> 在0.7左右,而用于预测小麦、水稻等大田作物的模 型R<sup>2</sup>可达0.8~0.9<sup>[28,37]</sup>,这也与柑橘为多年生常绿 果树、全年不落叶所形成的大而厚的树冠有一定关 系<sup>[23]</sup>。春季柑橘树的大部分新芽伴生在老芽附近, 在柑橘冠层平均反射率光谱曲线上难以区分幼叶和 成熟叶区域<sup>[38]</sup>,为无人机精确获取冠层光谱信息造 成困难,导致建模精度偏低。本研究结果表明,运用 无人机遥感并采用融合植被指数和纹理指数的随机 森林算法能够有效预测柑橘冠层氮素含量,可为大 尺度柑橘果园定量施肥提供参考。

#### 参考文献 References

- [1] 郭文武,叶俊丽,邓秀新.新中国果树科学研究70年:柑橘
  [J].果树学报,2019,36(10):1264-1272.GUO W W,YE J
  L,DENG X X.Fruit scientific research in New China in the past 70 years:citrus[J].Journal of fruit science,2019,36(10): 1264-1272 (in Chinese with English abstract).
- [2] 叶春,李艳大,舒时富,等.基于高光谱的柑橘叶片氮素营养监测模型[J].江苏农业科学,2018,46(7):223-226.YEC,LIYD,SHUSF,et al. A hyperspectral based nitrogen nutrition monitoring model for citrus leaves[J].Jiangsu agricultural sciences,2018,46(7):223-226 (in Chinese).
- [3] 李旭.减氮施肥对柑橘树体氮素含量、果实品质产量和氮肥利用的影响[D].武汉:华中农业大学,2020.LIX.Effects of reduced nitrogen fertilization on nitrogen content, fruit yield and nitrogen fertilizer utilization of citrus trees [D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University,2020 (in Chinese with English abstract).
- [4] 张冬强,唐子立,杨勇,等.用于监测柑橘叶片冻害的叶绿素 含量光谱反射模型研究[J].农业环境科学学报,2012,31
  (10):1891-1896.ZHANG D Q, TANG Z L, YANG Y, et al. Model for *Citrus* leaves chlorophyll content based on spectral signature [J]. Journal of agro-environment science, 2012,31
  (10):1891-1896 (in Chinese with English abstract).
- [5] 房贤一,朱西存,王凌,等.基于高光谱的苹果盛果期冠层叶 绿素含量监测研究[J].中国农业科学,2013,46(16):3504-3513.FANG X Y, ZHU X C, WANG L, et al. Hyperspectral monitoring of the canopy chlorophyll content at apple tree prosperous fruit stage[J].Scientia agricultura sinica,2013,46(16):

3504-3513 (in Chinese with English abstract).

- [6] GALVEZ-SOLA L, GARCÍA-SÁNCHEZ F, PÉREZ-PÉREZ J G, et al. Rapid estimation of nutritional elements on citrus leaves by near infrared reflectance spectroscopy [J/OL]. Frontiers in plant science, 2015, 6:571[2022-12-15].https:// doi.org/10.3389/fpls.2015.00571.
- [7] ZHENG H B, CHENG T, LI D, et al. Combining unmanned aerial vehicle (UAV)-based multispectral imagery and groundbased hyperspectral data for plant nitrogen concentration estimation in rice [J/OL]. Frontiers in plant science, 2018, 9:936 [2022-12-15].https://doi.org/10.3389/fpls.2018.00936.
- [8] 刘忠,万炜,黄晋宇,等.基于无人机遥感的农作物长势关键参数反演研究进展[J].农业工程学报,2018,34(24):60-71.
  LIU Z, WAN W, HUANG J Y, et al.Progress on key parameters inversion of crop growth based on unmanned aerial vehicle remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2018,34(24): 60-71 (in Chinese with English abstract).
- [9] 梁雪映,樊风雷.基于遥感光谱的作物氮含量估算研究进展 [J].中国农业科技导报,2019,21(1):51-61.LIANG X Y, FAN F L.Research progress on crop nitrogen content estimation based on remote sensing spectrum [J]. Journal of agricultural science and technology,2019,21(1):51-61 (in Chinese with English abstract).
- [10] 王鑫梅,张劲松,孟平,等.基于无人机遥感影像的核桃冠层 氮素含量估算[J].农业机械学报,2021,52(2):178-187.
  WANG X M, ZHANG J S, MENG P, et al. Estimation of nitrogen content in walnut canopy based on UAV remote sensing image[J]. Transactions of the CSAM, 2021, 52(2):178-187 (in Chinese with English abstract).
- [11] OSCO L P, MARQUES RAMOS A P, SAITO MORIYA É A, et al. Improvement of leaf nitrogen content inference in Valencia-orange trees applying spectral analysis algorithms in UAV mounted-sensor images [J/OL]. International journal of applied earth observation and geoinformation, 2019, 83:101907 [2022-12-15].https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.101907.
- [12] CEN H Y, WAN L, ZHU J P, et al. Dynamic monitoring of biomass of rice under different nitrogen treatments using a lightweight UAV with dual image-frame snapshot cameras[J/ OL].Plant methods, 2019, 15: 32[2022-12-15].https://doi. org/10.1186/s13007-019-0418-8.
- [13] 贾丹,陈鹏飞.低空无人机影像分辨率对冬小麦氮浓度反演的影响[J].农业机械学报,2020,51(7):164-169.JIA D, CHEN P F.Effect of low-altitude UAV image resolution on inversion of winter wheat nitrogen concentration[J].Transactions of the CSAM,2020,51(7):164-169 (in Chinese with English abstract).
- [14] 万亮,杜晓月,陈硕博,等.基于无人机多源图谱融合的水稻 稻穗表型监测[J].农业工程学报,2022,38(9):162-170.
   WAN L, DU X Y, CHEN S B, et al. Rice panicle phenotyping using UAV-based multi-source spectral image data fusion[J].

Transactions of the CSAE, 2022, 38(9): 162-170 (in Chinese with English abstract).

- [15] 胡青青,佃袁勇,龚赞,等.不同栽培模式的纽荷尔脐橙果实 品质分析[J].华中农业大学学报,2022,41(5):108-115.HU QQ,DIANYY,GONGZ,et al.Analyzing fruit quality of Newhall navel oranges with different cultivation patterns[J].Journal of Huazhong Agricultural University, 2022,41(5):108-115 (in Chinese with English abstract).
- [16] 栗方亮,孔庆波,张青,等.琯溪蜜柚叶片氮素含量多种高光 谱估算模型对比研究[J].果树学报,2022,39(5):882-891.
  LIFL,KONGQB,ZHANGQ, et al.Comparative study on several hyperspectral estimation models of nitrogen contents in Guanxi honey pomelo leaves[J].Journal of fruit science,2022, 39(5):882-891 (in Chinese with English abstract).
- [17] LEMENKOVA P. SAGA GIS for computing multispectral vegetation indices by landsat TM for mapping vegetation greenness [J]. Contemporary agriculture, 2021, 70 (1/2) : 67-75.
- [18] FENG W, WU Y P, HE L, et al. An optimized non-linear vegetation index for estimating leaf area index in winter wheat [J]. Precision agriculture, 2019, 20(6):1157-1176.
- [19] PEÑUELAS J, GAMON J A, FREDEEN A L, et al. Reflectance indices associated with physiological changes in nitrogen- and water-limited sunflower leaves [J]. Remote sensing of environment, 1994, 48(2):135-146.
- [20] YU K, LENZ-WIEDEMANN V, CHEN X P, et al. Estimating leaf chlorophyll of barley at different growth stages using spectral indices to reduce soil background and canopy structure effects[J].ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 2014, 97:58-77.
- [21] HABOUDANE D, MILLER J R, PATTEY E, et al. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies:modeling and validation in the context of precision agriculture [J]. Remote sensing of environment, 2004, 90(3):337-352.
- [22] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEIN I. Textural features for image classification [J]. IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, 1973, 3(6):610-621.
- [23] ALI A, IMRAN M. Remotely sensed real-time quantification of biophysical and biochemical traits of citrus (*Citrus sinensis* L.) fruit orchards: a review [J/OL]. Scientia horticulturae, 2021, 282: 110024 [2022-12-15]. https://doi.org/10.1016/j. scienta.2021.110024.
- [24] 宋伟,汪军,李华雄,等.川南丘区柑橘整形修剪技术初探[J]. 四川农业科技,2022(5):25-28.SONG W, WANG J, LI H X, et al. Preliminary study on citrus shaping and pruning techniques in hilly area of southern Sichuan[J].Sichuan agricultural science and technology,2022(5):25-28 (in Chinese).
- [25] 朱 壹,朱二,朱 珊. 一种 篱 壁 式 脐 橙 种 植 方 法: CN201810798098.8[P].018-07-19.ZHU Y,ZHU E,ZHU S.

A hedgerow navel orange planting method. 2018. Patent number: CN201810798098.8[P].2018-07-19(in Chinese).

- [26] MAIMAITIJIANG M, GHULAM A, SIDIKE P, et al. Unmanned aerial system (UAS)-based phenotyping of soybean using multi-sensor data fusion and extreme learning machine [J]. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 2017,134:43-58.
- [27] 刘俊,毕华兴,朱沛林,等.基于ALOS遥感数据纹理及纹理 指数的柞树蓄积量估测[J].农业机械学报,2014,45(7): 245-254.LIUJ,BIHX,ZHUPL,et al.Estimating stand volume of *Xylosma racemosum* forest based on texture parameters and derivative texture indices of ALOS imagery[J].Transactions of the CSAM,2014,45(7):245-254 (in Chinese with English abstract).
- [28] 刘畅,杨贵军,李振海,等.融合无人机光谱信息与纹理信息的冬小麦生物量估测[J].中国农业科学,2018,51(16):3060-3073.LIUC,YANG GJ,LIZH, et al.Biomass estimation in winter wheat by UAV spectral information and texture information fusion [J]. Scientia agricultura sinica, 2018, 51 (16): 3060-3073 (in Chinese with English abstract).
- [29] 朱丽娟.基于灰度共生矩阵的红枣纹理特征提取[J].科技风,2022(25):78-80.ZHULJ.Texture feature extraction of red jujube based on gray-level co-occurrence matrix[J].Technology wind,2022(25):78-80 (in Chinese with English abstract).
- [30] APOLO-APOLO O E, MARTÍNEZ-GUANTER J, EGEA G, et al. Deep learning techniques for estimation of the yield and size of citrus fruits using a UAV[J/OL].European journal of agronomy, 2020, 115: 126030 [2022-12-15]. https://doi. org/10.1016/j.eja.2020.126030.
- [31] CHLINGARYAN A, SUKKARIEH S, WHELAN B. Machine learning approaches for crop yield prediction and nitrogen status estimation in precision agriculture: a review [J]. Computers and electronics in agriculture, 2018, 151:61-69.
- [32] 周俊宏,王子芝,廖声熙,等.基于GF-1影像的普达措国家公园森林地上生物量遥感估算[J].农业工程学报,2021,37
  (4):216-223.ZHOU J H, WANG Z Z, LIAO S X, et al. Remote sensing estimation of forest aboveground biomass in Po-

tatso National Park using GF-1 images[J].Transactions of the CSAE, 2021, 37 (4): 216-223 (in Chinese with English abstract)..

- [33] 李旭青,刘湘南,刘美玲,等.水稻冠层氮素含量光谱反演的随机森林算法及区域应用[J].遥感学报,2014,18(4):923-945.LIXQ,LIUXN,LIUML, et al. Random forest algorithm and regional applications of spectral inversion model for estimating canopy nitrogen concentration in rice[J].Journal of remote sensing, 2014, 18(4):923-945 (in Chinese with English abstract).
- [34] 韩兆迎,朱西存,房贤一,等.基于SVM与RF的苹果树冠LAI高光谱估测[J].光谱学与光谱分析,2016,36(3):800-805.HANZY,ZHUXC,FANGXY,et al.Hyperspectral estimation of apple tree canopy LAI based on SVM and RF regression[J].Spectroscopy and spectral analysis,2016,36(3):800-805 (in Chinese with English abstract).
- [35] CROFT H, CHEN J M, LUO X Z, et al.Leaf chlorophyll content as a proxy for leaf photosynthetic capacity [J]. Global change biology, 2017, 23(9):3513-3524.
- [36] SINHA S K, PADALIA H, DASGUPTA A, et al. Estimation of leaf area index using PROSAIL based LUT inversion, ML-RA-GPR and empirical models: case study of tropical deciduous forest plantation, North India[J/OL].International journal of applied earth observation and geoinformation, 2020, 86: 102027 [2022-12-15]. https://doi. org/10.1016/j. jag.2019.102027.
- [37] LU J S, EITEL J U H, ENGELS M, et al. Improving unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing of rice plant potassium accumulation by fusing spectral and textural information [J/OL]. International journal of applied earth observation and geoinformation, 2021, 104: 102592[2022-12-15]. https:// doi.org/10.1016/j.jag.2021.102592.
- [38] FATEH F S.Prevalence of citrus decline in district sargodha
   [J]. Pakistan journal of agricultural sciences, 2017, 54 (1):
   9-13.

# Nitrogen estimation and spatial analysis of orchard canopy based on UAV remote sensing

LI Dasui<sup>1</sup>, RUAN Siqi<sup>1</sup>, HU Qingqing<sup>1</sup>, ZHANG Jinzhi<sup>1,2</sup>, ZHANG Yahao<sup>3</sup>, DIAN Yuanyong<sup>1</sup>, HU Chungen<sup>1,2</sup>, LIU Yongzhong<sup>1,2</sup>, LEI Hongwei<sup>4</sup>, ZHOU Jingjing<sup>1</sup>

1. College of Horticulture & Forestry Science, Huazhong Agriculture University, Wuhan 430070, China;

2.National Key Laboratory for Germplasm Innovation and Utilization of Horticultural Crops, Wuhan 430070, China;

3. Forestry Protection Center, Landscape Bureau of Hongshan District, Wuhan City, Wuhan 430070, China;

4. Jiangxi Lümeng Technology Holdings Co., Ltd., Ganzhou 341600, China

**Abstract** One hundred and twenty citrus trees under three cultivation patterns including wide row and narrow plant, wide row and narrow plant fence pattern and traditional cultivation were used to measure the content of nitrogen in the canopy and extract the texture index and vegetation index from the multispectral images data of UAV remote sensing to quickly and accurately obtain the content of nitrogen and spatial distribution characteristics of plant canopy, and to manage the large-scale orchard accurately and dynamically. The random forest (RF) algorithm was used to establish the inversion model of nitrogen in the citrus canopy based on vegetation index, texture index, and the integration of vegetation index and texture index. The inversion accuracy of support vector machine (SVM), BP neural network algorithm (BP), and RF models that integrate vegetation index and texture index was compared. The results showed that the integration of vegetation index and texture index predicted the content of nitrogen in citrus canopy more accurately than the single vegetation index or texture index in the random forest algorithm. The training sets  $R^2$  and the test sets  $R^2$  of the vegetation index, texture index, and integration of vegetation index and texture index were 0.710 and 0.430, 0.761 and 0.349, 0.775 and 0.533, respectively. The training sets R<sup>2</sup> and the test sets  $R^2$  of the integration of vegetation index and texture index in the SVM algorithm and BP neural network were 0.511 and 0.371, 0.651 and 0.204, respectively. The results of using the RF model of vegetation index and texture index to inverse the content of nitrogen in citrus orchards under three cultivation patterns showed that the average content of nitrogen in citrus canopy in wide row and narrow plant werethe highest, followed by the wide row and narrow plant fence pattern, and the traditional cultivation pattern was the lowest, with the average content of nitrogen being 31.33, 30.20, and 27.82 mg/g, respectively. It is indicated that the random forest algorithm combining UAV remote sensing with vegetation index and texture index can effectively predict the content of nitrogen in citrus canopy. It will provide a reference for the quantitative fertilization of large-scale citrus orchards.

**Keywords** UAV remote sensing; citrus; quantitative fertilization; nitrogen; multispectral; vegetation index; texture index