doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.02.016

基于无人机遥感影像的核桃冠层氮素含量估算

王鑫梅[1]　张劲松[1]　孟　平[1]　杨洪国[2]　孙　圣[1]

(1. 中国林业科学研究院林业研究所, 北京 100091; 2. 南京林业大学南方现代林业协同创新中心, 南京 210037)

摘要: 叶片氮素含量是评价植被生长状况的重要指标,快速、准确监测核桃树冠层氮素含量的变化,对及时掌控树体长势、实施精准管理具有重要意义。本研究通过低空无人机遥感平台搭载 GS-2 型成像光谱仪,获取了果实膨大期 5 年生核桃林地的高光谱遥感影像数据。利用 ENVI 5.3 软件对观测范围内的核桃、土壤以及阴影区域进行识别提取,根据不同地物的波谱差异寻找核桃与土壤、阴影区域之间无交集且差异较大的波段区间,确定冠层的范围,并通过支持向量机方法验证其提取精度;根据 NDVI、RVI 和 DVI 植被指数筛选指示冠层氮素含量的特征敏感波段,分析了 9 种光谱参数对核桃冠层氮素含量的估算能力及其相关性,并将筛选的特征敏感波段作为 BP 神经网络模型的输入变量,进行了核桃冠层氮素含量的估算。结果表明:当 B_{100}(550.7)处的光谱反射率大于 0.10,且 B_{233}(779.4)处的光谱反射率大于 0.70 时,可有效识别和确定核桃树冠层范围,制图精度高达 96.43%。在分析核桃树冠层氮素含量与 NDVI、RVI、DVI 植被指数相关关系的基础上,确定了 B_{33}(440.6)、B_{165}(660.7)、B_{186}(697.0)和 B_{347}(986.4)为指示氮素含量的特征敏感波段。9 种光谱参数中,以 B_{347}(986.4)和 B_{186}(697.0)重构的 $NDVI_{(986.4,697.0)}$ 在核桃林地冠层氮素含量的诊断中更接近实测值,估算模型精度最高。基于 BP 神经网络建立的估算模型较 9 种光谱参数具有更高的估算精度,测试集 R^2 达 0.805,具有一定的估算可靠性。

关键词: 核桃冠层; 氮素含量; 无人机遥感; 特征敏感波段; 植被指数; BP 神经网络

中图分类号: S664.1; S127　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2021)02-0178-10　　**OSID**:

Estimation of Nitrogen Content in Walnut Canopy Based on UAV Remote Sensing Image

WANG Xinmei[1]　ZHANG Jinsong[1]　MENG Ping[1]　YANG Hongguo[2]　SUN Sheng[1]

(1. *Research Institute of Forestry, Chinese Academy of Forestry, Beijing* 100091, *China*

2. *Collaborative Innovation Center of Sustainable Forestry in Southern China, Nanjing Forestry University, Nanjing* 210037, *China*)

Abstract: Leaf nitrogen content is an important index to evaluate the growth of vegetation. It is of great significance to understand the change of nitrogen content in walnut canopy quickly, efficiently and accurately, so as to control the growth of trees in time and implement precise management. Taking the expanding period of walnut fruit as an example, the hyperspectral remote sensing image data of 5-year-old walnut forest land was obtained by GS-2 imaging spectrometer on the low altitude UAV remote sensing platform. The ENVI 5.3 software was used to identify and extract the walnut, soil and shadow in the observation range, and according to the spectral differences of different objects to find the non-intersection and large difference band between walnut, soil and shadow to determine the canopy range, and verify its extraction accuracy through support vector machine method. According to the NDVI, RVI and DVI vegetation indexes, the characteristic sensitive bands indicating the nitrogen content of the canopy were screened, and the correlation and estimation ability of 9 spectral parameters with the nitrogen content of the walnut canopy. Using the screened feature-sensitive bands as input variables of BP neural network model, the nitrogen content of walnut canopy was estimated. The screened feature-sensitive bands was used as the input variable of BP neural network model to estimate the nitrogen content of walnut canopy. The results showed that when the spectral reflectance at B_{100}(550.7) was more than 0.10 and that at

收稿日期: 2020-01-21　修回日期: 2020-07-27

基金项目: 中央级公益性科研院所基本科研专项基金项目(CAFZC2017M005、CAFBB2017ZX002)

作者简介: 王鑫梅(1990—),女,博士生,主要从事植被与生态遥感研究,E-mail: xinmei_0513@163.com

通信作者: 孟平(1961—),男,研究员,主要从事农林复合业、植被与生态遥感研究,E-mail: mengping@caf.ac.cn

B_{233}(779.4) was more than 0.70, the canopy range of walnut could be identified and determined effectively. Its drawing accuracy was as high as 96.43%. Based on the correlation between nitrogen content in walnut canopy and NDVI, RVI and DVI vegetation indexes, B_{33}(440.6), B_{165}(660.7), B_{186}(697.0) and B_{347}(986.4) were determined as the characteristics of indicating nitrogen content sensitive band. The estimation models based on the three reconstructed vegetation indices $NDVI_{(986.4, 697.0)}$, $RVI_{(986.4, 697.0)}$, and $DVI_{(660.7, 440.6)}$ all reached extremely significant levels. Among them, $NDVI_{(986.4,697.0)}$ constructed by two bands of B_{347}(986.4) and B_{186}(697.0) was more close to the measured value in the diagnosis of nitrogen content in walnut forest canopy, and the accuracy of the estimation model was the highest. The estimation model based on BP neural network had higher estimation accuracy than the nine spectral parameters, the R^2 of verification reached 0.805. The estimation model had the highest accuracy and certain estimation reliability.

Key words: walnut canopy; nitrogen content; UAV remote sensing; characteristic sensitive band; vegetation index; BP neural network

0　引言

叶片氮素含量是表征植被健康状况、果实产量及品质形成的重要生理指标[1]。植被氮素缺乏会影响其光合作用的正常进行,导致植株早衰、产量和品质下降,而植被氮素的变化均会在植株叶片或冠层的反射光谱中反映出来[2]。因此,实时、快速、精准地获取经济林果树的氮素含量,并依据其营养诊断结果评估果树长势,从而进行科学合理地控肥,是实现果树精准管理和保障果树优质丰产的重要手段[3-4]。高光谱遥感具有波段较多、光谱分辨率高及能对地物进行精细光谱差异定量分析等特点,在地物识别中起到关键作用,为定量分析植被氮素、叶绿素等理化参数与光谱特征的关系提供了强有力的工具[5-6]。目前,基于高光谱数据进行植被理化参数的研究主要集中在大田低矮农作物冠层和苹果[7-8]、柑橘[9-10]、柿子[11]、核桃[12]等经济林树种叶片尺度。这主要是因为大田农作物多为连续冠层,在光谱数据采集和冠层有效信息提取方面占有绝对优势;由于林木树体高大、冠层结构复杂和树木异质性等因素导致其在冠层尺度光谱有效信息的提取上受到了限制,且多采用地物光谱仪获取数据,难以满足大范围观测的需求。由于受天气影响,卫星遥感的时空分辨率相对较低,难以满足果树氮素营养诊断的精准性和时效性[13]。近年来,无人机遥感技术以其图谱合一、机动灵活、操作简便、图像分辨率高及低空飞行的优势,能够针对性地获取多尺度、多时相的遥感影像数据,既弥补了地物光谱仪不能进行大范围遥感监测的缺陷,又解决了卫星遥感由气候因素所引起的云层遮挡以及精度不足等问题,已成为精准、定量估算田间乃至区域冠层尺度经济林果树氮素含量的重要技术手段[14-16]。

目前,利用高光谱遥感影像数据估算植被理化参数的方法主要包括 3 类:多元统计分析方法,包括植被指数、导数光谱等[17-18];基于光谱特征位置变量的分析方法,包括红边位置、黄边位置等[19];光学传输模型方法[20]。已有学者利用非成像遥感数据通过选用特定波段的植被指数和光谱位置变量对核桃叶片氮素含量进行估算,同时与经济林同类估算模型进行对比,这些研究均局限于叶片尺度,存在空间代表性不足、未完全考虑不同生育期叶片高光谱特性的差异性等问题,从而制约了研究结果的应用。迄今为止,利用无人机遥感技术对核桃冠层氮素含量的营养诊断鲜见报道,而将人工神经网络模型应用到参数反演中的相关研究在国内也处于研究初期。核桃(*Juglans regia* L.)是我国重要的坚果类果树和木本油料树种,以其独特的风味和丰富的营养价值名列世界四大干果之首。果实膨大期是核桃果实发育过程的第 1 个时期,该时期如营养不足将直接影响后期果实的品质及产量。因此,核桃果实膨大期氮素含量的监测和诊断对及时掌控树体长势、调整精细化管理方案具有重要意义。

本研究以低空无人机遥感平台搭载成像光谱仪 GaiaSky-mini2(简称 GS-2),对果实膨大期的核桃林地进行遥感影像采集,利用归一化植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)、比值植被指数(Ratio vegetation index, RVI)和差值植被指数(Difference vegetation index, DVI)筛选指示氮素含量的特征敏感波段,建立不同光谱参数的遥感估算模型,并与 BP 神经网络模型建立的估算模型进行精度对比,以期寻找最优的氮素含量反演模型,为高效、无损、精准监测田间尺度核桃树冠层氮素含量提供指导。

1　材料与方法

研究区位于河南省济源市西郊鸿润苗圃园区(35°1′N,112°28′E),园区占地 150 hm^2,属暖温带大陆性季风气候,年均降水量 641.7 mm,其中 6—9 月

降水量占全年 68.3%。气候特点是春旱多风,夏秋多雨,冬寒干燥,日照时间长,辐射能量大,光照条件适宜,热量充足,昼夜温差大。供试核桃品种为 5 年生的香玲核桃,核桃树栽植密度为 3 m×5 m,树高 2.5~3.0 m。

1.1 无人机遥感影像获取

于 2019 年 5 月 20 日(果实膨大期)11:30—12:30,利用经纬 M600 型六旋翼无人机搭载四川双利合谱有限公司研发的 GS-2 型高光谱成像光谱仪对 5 年生核桃林地进行遥感影像采集,波段为 400~1 000 nm,光谱分辨率 3.5 nm,包含 360 个通道(B_1~B_{360}),如 B_{233}(779.4)表示第 233 个通道对应波长 779.4 nm。本次航线设置飞行高度 60 m,镜头焦距 18.5 nm,扫描视场角 28.79°,空间分辨率 2.9 cm,每景高光谱影像数据之间的横、纵重叠率均为 50%。利用 Specview 软件对获取的机载遥感影像进行镜头校准、反射率校正、大气校正等处理,得到反射率影像数据。所用无人机与成像光谱仪如图 1 所示。

1.2 氮素含量测定

从采集的 5 年生核桃林地遥感影像内选择 72 株核桃树进行样本采集,在每株核桃树冠层东南西北 4 个方位各随机选取 5 个充分展开、无损伤、无病虫害的健康功能叶片,将其按照方位顺序进行编码放入保鲜袋内,密封后放入带有冰盒的保温箱带回实验室采用凯氏定氮法[21]测定氮素含量。



(a) M600型无人机 (b) GS-2型高光谱成像光谱仪

图 1 M600 型无人机及 GS-2 型高光谱成像光谱仪

Fig. 1 M600 UAV and GS-2 hyperspectral imaging spectrometer

1.3 特征敏感波段筛选

为研究核桃冠层高光谱影像数据构建的多波段光谱数据与氮素含量的关系,本研究通过选取较为常用的 NDVI、RVI 和 DVI 进行两波段随机组合,筛选指示核桃树冠层氮素含量的特征敏感波段,建立估算模型。同时,对国内外学者提出的适用于经济林果树氮素含量估算的光谱参数进行对比,以寻求适用于核桃冠层氮素诊断的最佳模型。光谱参数的定义和来源如表 1 所示。

表 1 光谱参数的定义和来源

Tab. 1 Definition and source of spectral parameters

光谱参数	定义	文献序号
黄边位置 λ_y	黄边(560~640 nm)内最大一阶微分值对应波长	[12]
红谷反射率 R_o	红谷(640~680 nm)内反射率最小值	[12]
Nir/*Green*	绿色比值指数	[22]
(*Nir* − *Green*)/(*Nir* + *Green*)	绿色归一化差值指数	[22]
Carter 指数 $\mathrm{Carter}_{(695,760)}$	$Carter_{(695,760)} = R_{695}/R_{760}$	[23]
简单比值指数 $\mathrm{SR}_{(750,700)}$	$SR_{(750,700)} = R_{750}/R_{700}$	[24]
归一化植被指数 NDVI	$NDVI = (R_i - R_j)/(R_i + R_j)$	[25]
比值植被指数 RVI	$RVI = R_i/R_j$	[25]
差值植被指数 DVI	$DVI = R_i - R_j$	[25]

注:i、j 表示高光谱波长;R_i、R_j 表示波长 i、j 所对应的高光谱反射率;R_{695}、R_{760}、R_{750}、R_{700} 分别表示波长 695、760、750、700 nm 所对应的高光谱反射率。

1.4 无人机遥感影像处理

1.4.1 冠层范围确定

对于郁闭冠层的遥感影像可直接提取冠层光谱反射率;但对于非郁闭的核桃树遥感影像,除了目标植被以外,还包括阴影和裸露地表等非目标物的影响。首先,使用 ENVI 5.3 软件的 Savitzky-Golay 工具将获取的无人机遥感影像进行滤波去噪,以提高光谱反射率的平滑性。然后,通过目视解译法对观测范围内的土壤、阴影及核桃树进行识别,在 ENVI 5.3 中构建感兴趣区(Region of interest, ROI),将构建的 ROI 内全部像素点对应的光谱反射率导出到 Excel 中,根据不同地物特有的波形差异来确定范围。在核桃树冠层范围确定的基础上,根据地面实测 72 株核桃树的 GPS 信息构建 ROI,并将构建的 72 个 ROI 内全部像素点对应的光谱反射率导出到 Excel 中,以单个 ROI 内全部光谱反射率的均值作为单株核桃树的冠层光谱率,最终获取 72 株核桃树的光谱反射率。

1.4.2 精度验证

本研究除了选取常用的表征模型精度的决定系

数 R^2 外，还采用均方根误差（Root mean square error，RMSE）和相对误差（Relative error，RE）评价模型精度。RMSE 反映了估算值偏离真实值的程度，值越小，表示估算精度越高，RE 反映了估算值的可信程度，值越小，模型的估算精度越高。当 RMSE 小于等于 10 mg/kg、RE 小于等于 10% 时，判断模型估算值精度为极高，RMSE 大于 10 mg/kg 且小于等于 20 mg/kg、RE 大于 10% 且小于等于 20% 时，判断模型估算值精度为高，RMSE 大于 20 mg/kg 且小于等于 30 mg/kg、RE 大于 20% 且小于等于 30% 时，判断模型估算值精度为中等，RMSE 大于 300 mg/kg、RE 大于 30% 时，判断模型估算值精度为差[26-27]。

2　结果与分析

2.1　冠层范围确定及冠层光谱的提取与精度验证

由图 2 可知，5 年生核桃林地遥感影像内，核桃、土壤和阴影在全波段范围内存在一定程度的重叠。在波段 520 ~ 600 nm 范围内，阴影的光谱反射率均小于 0.10；核桃和土壤的光谱反射率差异明显未出现重叠现象，在该范围内两者的光谱反射率大于 0.10。在波段 750 ~ 1 000 nm 范围内，核桃、土壤和阴影的光谱反射率差异明显，核桃的光谱反射率在波段 740 ~ 900 nm 区间内大于 0.7，其余非目标植被的光谱反射率均小于 0.7。由于核桃光谱反射率在绿光和近红外波段区间内可区别于其它非目标植被，而不是某一个或某些波段，导致无法在 ENVI 5.3 软件中进行运算，因此为方便核桃冠层范围提取过程的顺利进行，本研究选用绿光和近红外两个波段区间内核桃树冠层光谱反射率最大值所对应的 B_{100}（550.7）和 B_{233}（779.4）进行分类识别，从而确定冠层范围。在 ENVI 5.3 软件中对核桃树、土壤和阴影进行定义，即当 B_{100}（550.7）处的光谱反射率小于等于 0.10 且 B_{233}（779.4）处的光谱反射率小于等于 0.20 时，识别为阴影并剔除；当 B_{100}（550.7）处的光谱反射率大于 0.10 且 B_{233}（779.4）处的光谱反射率小于等于 0.70 时，识别为土壤并剔除；当 B_{100}（550.7）处光谱反射率大于 0.10 且 B_{233}（779.4）处的光谱反射率大于 0.70 时，识别为目标植被核桃树。

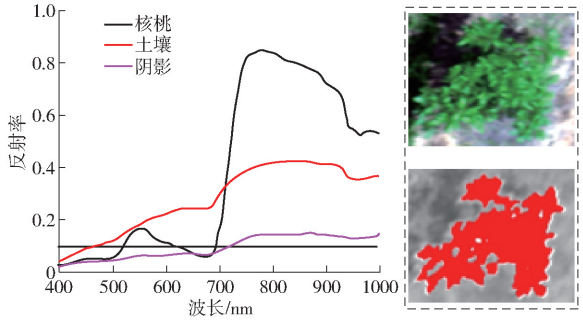


图 2　冠层范围的确定

Fig. 2　Determination of canopy range

最终，根据 NDVI、RVI 和 DVI 植被指数公式，计算获得 72 株核桃树的植被指数特征值及冠层光谱反射率，如图 3 所示。

本研究另外采用具有较好推广性和分类准确率的支持向量机（Support vector machine，SVM）进行冠层范围的提取，对比基于光谱特征方法提取冠层范围的精准性。首先，在 ENVI 5.3 软件中，将遥感影像中的地物分为核桃树和其它两类（图 4），其中红色区域为核桃树冠层，绿色区域为其他。两类样本之间的可分离性为 1.998，再选择 SVM 分类器进行监督分类得到原始分类结果（图 5a），但该分类结果往往存在一些面积极小的斑块，其精度难以达到最终应用的目的。因此采用 Majority 小斑块处理方法对初步分类结果进行处理，得到满足实际需求的分类结果（图 5b），并对分类结果进行精度验证，其 Kappa 系数为 0.997，目标植被核桃的制图精度为 99.65%。最后，通过 Matlab 2014b 软件，将本研究基于光谱特征确定的冠层范围与支持向量机方法识别的冠层范围像素点进行重叠，其重合区域像素点为 4 257 个，基于光谱特征筛选的冠层范围像素点个数占支持向量机像素点个数的 96.77%，制图精度为 96.43%，精度较高，重叠结果如图 6 所示。

2.2　特征敏感波段选取与植被指数特征值计算

将提取的 72 株核桃树冠层光谱反射率经 NDVI、RVI 和 DVI 运算后与实测氮素含量进行相关

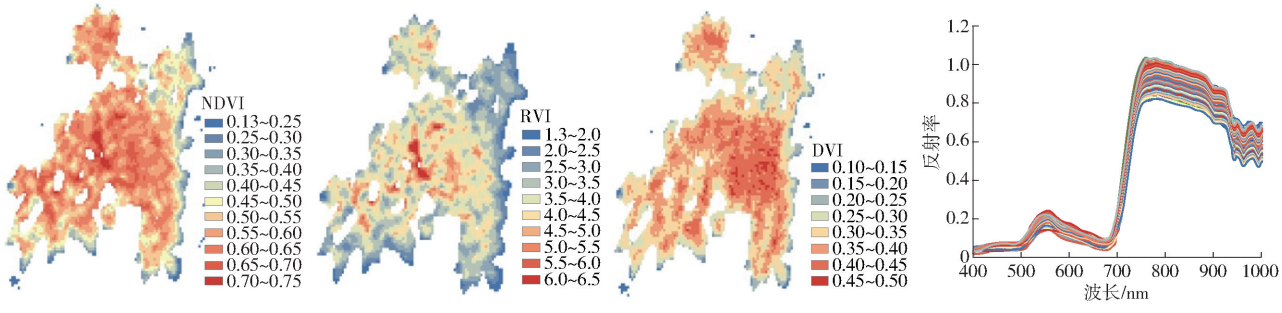


图 3　72 株核桃树植被指数特征值及冠层光谱反射率

Fig. 3　Vegetation index characteristic value and spectral reflectance of canopy of 72 walnut trees

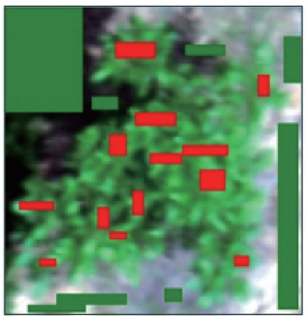


图 4 影像分类

Fig. 4 Image classification

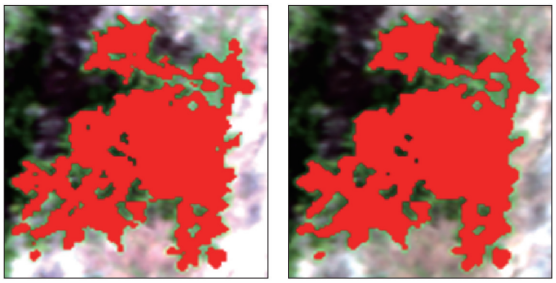


图 5 分类结果

Fig. 5 Classification results

性分析,筛选出指示氮素含量的最佳特征敏感波段。基于两波段植被指数 NDVI、RVI 和 DVI 的构建方法,通过 Matlab 2014b 将 400 ~ 1 000 nm 范围内的波段进行任意两波段组合计算,与氮素含量进行相关性分析,生成 NDVI - N、RVI - N 和 DVI - N 相关关系的二维分布图。由图 7 可知,横、纵坐标为高光谱波长,图内任意点即为该点对应的横纵轴两波长组

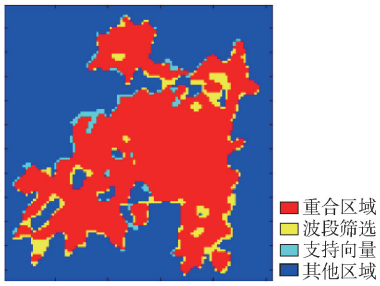


图 6 精度评价

Fig. 6 Accuracy evaluation

合构建的植被指数与氮素含量相关系数的绝对值(为了对结果进行直观比较,故将所有相关系数进行绝对值处理)。基于 NDVI 和 DVI 与实测氮素含量相关关系生成的二维分布图是以(400 nm, 400 nm)、(1 000 nm,1 000 nm)两点连线为轴的对称图;RVI 任意两波长构建的 RVI - N 在分布上具有不对称性。

为了更直观地显示各植被指数与氮素含量的敏感区域及特征敏感波段的提取,本研究在 NDVI - N、RVI - N 和 DVI - N 相关关系的基础上,选择 $|R| \geqslant 0.80$ 的二维分布区域进行特征敏感波段的确定研究。由图 7 可知,基于 3 种植被指数与氮素含量相关系数 $|R|$ 的特征敏感波段区间有所差异。植被指数 NDVI、RVI 与氮素含量相关系数 $|R|$ 较大的值,主要位于横轴 520 ~ 600 nm、680 ~ 720 nm 之间,纵轴 720 ~ 1 000 nm 之间。其中两波长 B_{347}(986.4)和 B_{186}(697.0)重构的 $NDVI_{(986.4,697.0)}$ 与氮素含量的

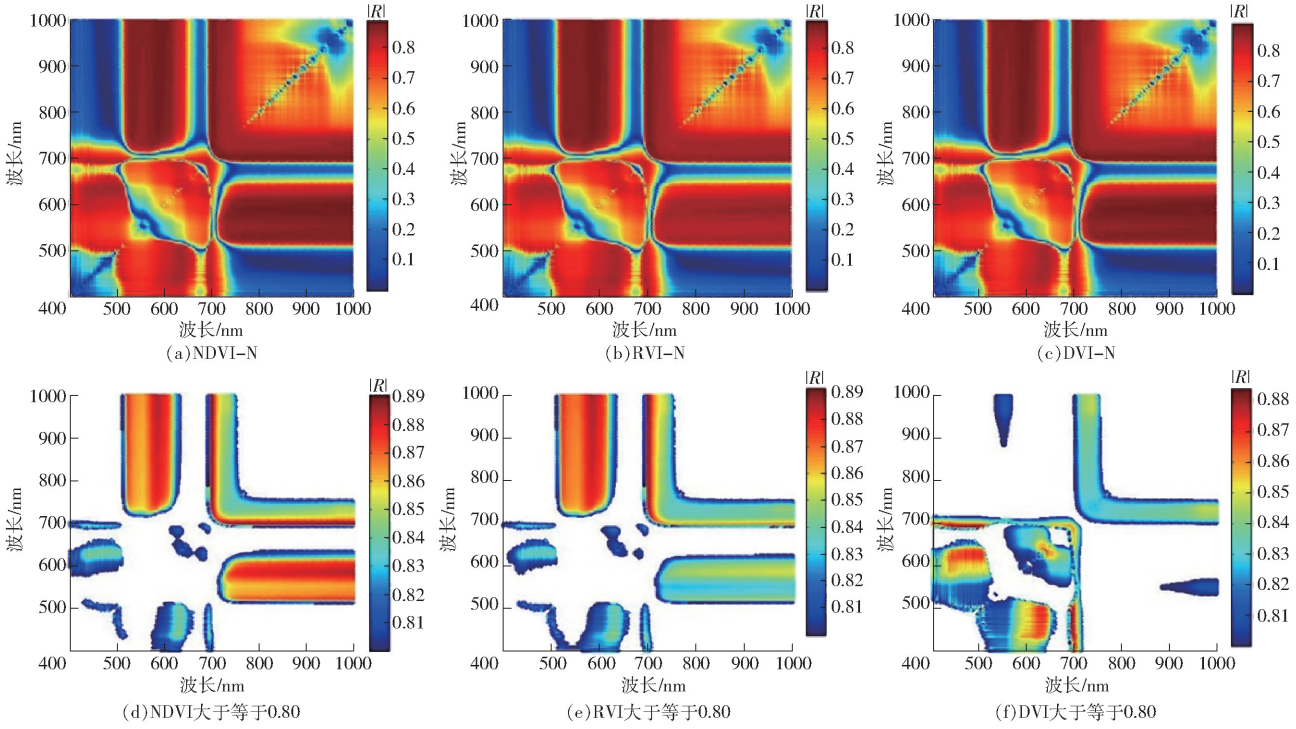


图 7 两波段组合与氮素含量的相关关系

Fig. 7 Correlation between original spectral reflectance and nitrogen content in walnut leaves

相关系数 $|R|$ 为 0.890；两波长 B_{347}（986.4）和 B_{186}（697.0）重构的 $RVI_{(986.4,697.0)}$ 与氮素含量的相关系数 $|R|$ 为 0.892。氮素含量与 DVI 指数相关系数 $|R|$ 较大的值，主要位于横轴 430 ~ 520 nm、纵轴 570 ~ 670 nm 范围，其中两波长 B_{165}（660.7）和 B_{33}（440.6）重构的 $DVI_{(660.7,440.6)}$ 与氮素含量的相关系数 $|R|$ 为 0.884。因此，选取 B_{33}（440.6）、B_{165}（660.7）、B_{186}（697.0）和 B_{347}（986.4）为指示氮素含量的特征敏感波段。并将遥感影像内 72 株核桃树植被指数（Vegetation index，VI）的最小值、最大值、平均值和标准差进行统计，结果如表 2 所示。

表 2　氮素含量及植被指数特征值

Tab. 2　Characteristic values of nitrogen content and vegetation index

VIs 特征值	氮素含量/（$mg \cdot kg^{-1}$）	NDVI	RVI	DVI
最小值	2.290	0.531	3.576	0.006
最大值	3.340	0.789	8.194	0.027
平均值	2.863	0.681	6.466	0.022
标准差	0.258	0.058	0.601	0.002
变异系数/%	8.284	8.590	9.294	9.830

2.3　光谱参数与核桃冠层氮素含量的关系

在确定特征敏感波段的基础上，得到重构植被指数 $NDVI_{(986.4,697.0)}$、$RVI_{(986.4,697.0)}$ 和 $DVI_{(660.7,440.6)}$，分析 3 种重构植被指数与核桃冠层氮素含量的定量关系。同时，利用本研究获取的试验数据，将其他学者提出的光谱参数与核桃冠层氮素含量进行拟合，验证其对核桃冠层氮素含量的估算能力。由表 3 可以看出，3 种重构植被指数与其他学者提出的 6 种光谱参数建立的估算模型均达到极显著水平（$P < 0.01$），且 $R^2 > 0.50$，说明参与估算模型建立的植被指数都显著包含诊断氮素含量的可靠信息。9 种光谱参数对核桃冠层氮素含量的估算能力表现不一，基于 3 种重构植被指数 $NDVI_{(986.4,697.0)}$、$RVI_{(986.4,697.0)}$、$DVI_{(660.7,440.6)}$ 的拟合 $R^2 > 0.80$，其估算能力由大到小依次为 $NDVI_{(986.4,697.0)}$、$RVI_{(986.4,697.0)}$、$DVI_{(660.7,440.6)}$。6 种光谱参数的拟合 R^2 仅在 0.50 ~ 0.70 之间，其估算能力由大到小依次为 $Carter_{(695,760)}$、$SR_{(750,700)}$、$(Nir - Green)/(Nir + Green)$、$Nir/Green$、$\lambda_y$、$R_o$，其中 $Carter_{(695,760)}$ 和 $SR_{(750,700)}$ 的拟合 $R^2 > 0.65$，这是因为构成其光谱参数的波段均位于冠层氮素敏感的红光和近红外波段范围内。虽然 $Carter_{(695,760)}$ 对核桃冠层氮素含量具有较高的估算能力，但仍小于本研究随机组合得到的 3 种重构植被指数，说明前人提出的光谱指数在估算核桃冠层氮素含量方面还存在一定的局限性。

表 3　不同光谱参数的估算模型与决定系数

Tab. 3　Regression models and their accuracy parameters

光谱参数	估算模型	R^2
λ_y	$y = 64.407\ln x - 191.972$	0.546 **
R_o	$y = -78.689x^2 + 12.511x + 2.545$	0.531 **
$Nir/Green$	$y = -0.053x^2 + 0.698x + 0.76$	0.558 **
$(Nir - Green)/(Nir + Green)$	$y = -6.819x^2 + 11.573x - 1.774$	0.576 **
$Carter_{(695,760)}$	$y = 4.006e^{-2.093x}$	0.674 **
$SR_{(750,700)}$	$y = -0.059x^2 + 0.695x + 1.003$	0.652 **
$NDVI_{(986.4,697.0)}$	$y = 3.967x^{0.843}$	0.855 **
$RVI_{(986.4,697.0)}$	$y = 1.522x^{0.362}$	0.838 **
$DVI_{(660.7,440.6)}$	$y = 3.443e^{-13.740x}$	0.803 **

注：** 表示差异极显著（$P < 0.01$）。

为了验证估算模型的可靠性，利用独立检验样本集（$n = 24$）对 R^2 较大的 3 种重构植被指数建立的估算模型的反演能力进行检验，采用 R^2、RMSE 和 RE 对模型的敏感性和稳定性进行验证评价，绘制 3 种模型的估算值与实测值的 1∶1 关系曲线，并将 3 种估算模型应用于核桃林地冠层氮素含量的遥感反演，如图 8 所示。3 种重构植被指数建立的模型，其估算值与实测值具有良好的拟合关系（$R^2 > 0.70$），其中以波长 B_{347}（986.4）和 B_{186}（697.0）构建的 NDVI - N 估算模型的 R^2 最大，为 0.784，RMSE 和 RE 分别为 9.784 mg/kg、2.938%，模型估算值精度极高；两波长 B_{347}（986.4）和 B_{186}（697.0）构建的 RVI - N 估算模型的 R^2 为 0.746，RMSE 为 10.821 mg/kg，模型估算值精度较高；两波长 B_{165}（660.7）和 B_{33}（440.6）构建的 DVI - N 估算模型的 R^2 为 0.714，RMSE 为 11.179 mg/kg，RE 为 3.311%，模型估算效果较 NDVI - N 和 RVI - N 略低。在研究冠层全部像素点与氮素含量的关系中，将所提取的全部像素点作直方图，方便更好地量化模型的输出结果。基于 RVI - N 和 NDVI - N 诊断的核桃林地冠层尺度氮素含量呈现中间高、两头低的标准正态曲线分布，前者诊断的氮素含量主要集中在 2.4 ~ 2.8 mg/kg（占比 55.91%）范围内，后者诊断氮素含量主要集中在 2.4 ~ 3.0 mg/kg（占比 68.84%）之间。基于 DVI - N 诊断的氮素含量出现偏移，基本服从正态分布，其诊断的氮素含量主要集中在 2.6 ~ 3.2 mg/kg（占比 64.74%）范围内。

2.4　BP 神经网络模型对核桃冠层氮素含量的反演

反向传播（Back propagation，BP）神经网络具有并行处理、非线性、容错性和自学习的特点，在数据拟合与模拟中有着较高优越性，因此被广泛应用于遥感影像的自动分类与定量分析。本研究利用 Matlab 2014b 提供的 Neural-work Toolbox 的 BP 神经

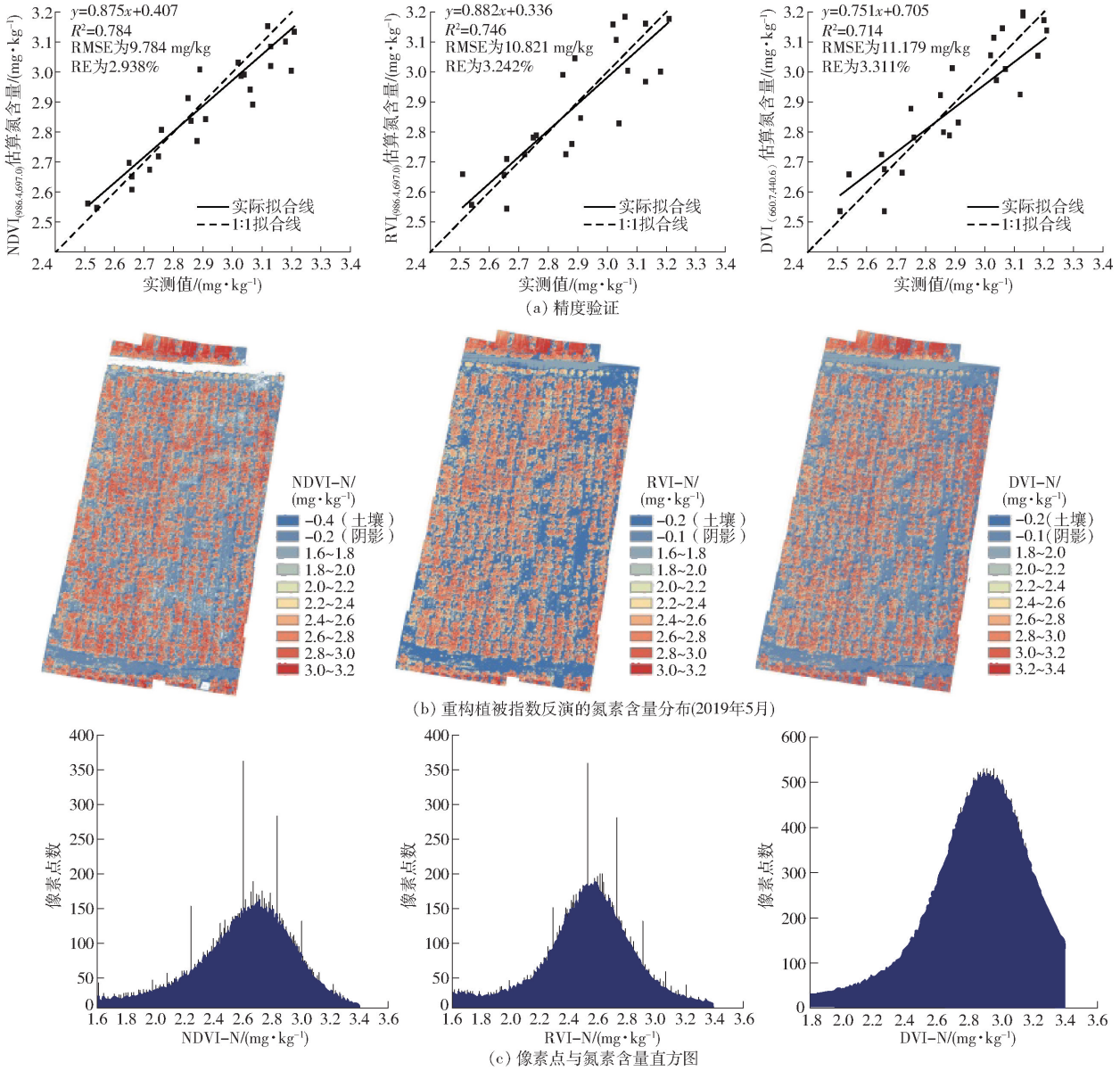


图 8 精度验证与重构植被指数反演的氮素含量分布

Fig. 8 Accuracy verification and reconstruction of vegetation index inversion of nitrogen content distribution

网络模型来估算核桃冠层氮素含量的变化。该模型由输入层、隐藏层和输出层 3 部分组成,输入层训练函数采用 Trainlm,将特征敏感波长 987、697、660、441 nm 处的光谱反射率作为输入矢量 $\boldsymbol{P}$,神经元个数为 4;隐藏层采用 S 型正切函数 Tansig,神经元个数在 1 ~20 之间,通过试错法逐一实验,选取输出误差最小对应的隐藏神经元个数;输出层采用线性函数 Purelin,神经元个数为 1,即氮素含量估算值。在 48 个样本数据中,利用随机选取的 40 个样本作为训练集的学习目标 T,将波长 987、697、660、441 nm 处的光谱反射率作为输入矢量来拟合模型,剩余 8 个样本作为验证集,对训练集拟合的多个模型进行预测,使用验证集选出误差最小的模型,训练误差如表 4 所示。由表 4 可知,当隐藏层神经元个数为 5 时,对应的训练误差最小,为 0.030 5。因此,构成了 4 -5 -1 的 BP 神经网络模型。

当神经网络通过训练集和验证集选出最优模型后,把剩余 24 个样本的光谱数据作为测试集进行模

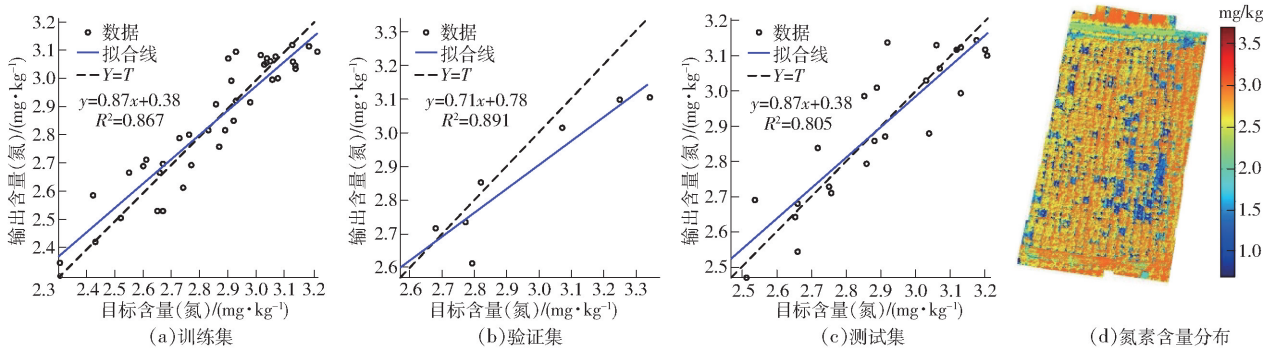
表 4 隐藏层不同神经元个数的误差

Tab. 4 Error of different neurons in hidden layer

mg/kg

神经元个数	误差	神经元个数	误差
1	0.037 4	11	0.033 6
2	0.031 0	12	0.031 4
3	0.090 9	13	0.036 6
4	0.033 5	14	0.034 6
5	0.030 5	15	0.057 9
6	0.037 5	16	0.041 2
7	0.097 6	17	0.036 0
8	0.032 4	18	0.098 7
9	0.047 2	19	0.117 1
10	0.045 4	20	0.051 9

型预测，利用模拟所得氮素含量预测值与实测值进行拟合，并通过 Matlab 软件将 4－5－1 BP 神经网络模型应用于核桃林地遥感影像中，对核桃林地进行氮素含量的反演。由图 9 可知，当隐藏层神经元个数为 5 时，实测值与预测值的 R^2 达到 0.805，RMSE 和 RE 为 9.363 mg/kg、2.237%，基于 BP 神经网络模型诊断的氮素含量主要集中在 2.5 ~ 3.0 mg/kg（占比 66.98%）。



(a)训练集　(b)验证集　(c)测试集　(d)氮素含量分布

图 9　精度验证与 BP 神经网络反演的氮素含量分布

Fig. 9　Accuracy verification and BP neural network inversion of nitrogen content distribution

3　讨论

植被冠层光谱特征可反映植被的色素、组织结构和冠层结构的综合信息，是遥感方法探测冠层信息的重要依据[28]。冠层光谱信息精准提取的关键是如何实现遥感影像的精准识别与分类。本研究利用较为常见且实用性强、计算量较小的原始光谱特征点进行植被识别与分类，并结合支持向量机分类器方法对基于特征点获取的核桃冠层光谱信息进行精度评价，其制图精度高达 96%，效果较优。但由于冠层边缘混合像元的复杂性，使得两种方法提取的冠层精度依然有限，因此，如何精准高效提取冠层边缘信息还有待探究。

植被指数是由两个或多个原始波段的光谱反射率按照一定的操作函数进行组合运算，能有效增强植被某一特性或细节，与单一波段的光谱反射率相比，这种组合增加了信息的负载量，同时降低了下垫面等外界因素的影响，可实现光谱信息的最大化[29－30]。本研究利用 NDVI、RVI 和 DVI 植被指数与核桃果实膨大期的冠层氮素含量进行相关性分析，确定了 B_{33}（440.6）、B_{165}（660.7）、B_{186}（697.0）和 B_{347}（986.4）为指示氮素含量的最佳敏感波长，得到重构植被指数 $NDVI_{(986.4,697.0)}$、$RVI_{(986.4,697.0)}$ 和 $DVI_{(660.7,440.6)}$。这与王莉雯等[31]的其他植被的氮吸收波段中心位置（430、460、640、660、910、1 020 nm 波长）略有不同，这可能是由于树木异质性以及植被自身的物候变化，导致不同植被氮吸收特征波段发生偏移。当前，使用高光谱遥感数据建立经验模型反演植被各理化参数的研究虽然已经取得了较多成果，但容易受地形和植被高度的影响难以获取林木冠层尺度的光谱信息，因此多应用于小麦[32－33]、水稻[34－35]等农作物及其他低矮植被[36－37]，而较少用于林木冠层植被理化参数的监测[38－39]。本文通过引入 9 种光谱参数，研究其与核桃冠层氮素含量的相关性。研究表明：3 种重构植被指数与核桃冠层氮素含量的相关性均优于已有研究提出的 6 种光谱参数对冠层氮素含量的诊断能力，这可能是因为其中一些植被指数是基于某特定物种提出的，在估算核桃冠层氮素含量方面存在一定的局限性，而光谱参数 λ_y 和 R_o 与核桃冠层氮素含量的相关性最差，说明双波段组合构成的植被指数敏感性更高，体现了光谱指数的优势。3 种重构植被指数中以 $NDVI_{(986.4,697.0)}$ 为自变量建立的 NDVI－N 估算模型在进行区域遥感影像氮素营养诊断时，模型的反演精度及稳定性最佳，主要是因为 697 nm 属于红橙光波段范围，987 nm 位于近红外高反射率平台。黄木易[40]指出红橙光波段范围是叶绿素强吸收带，也是红光区域中具有强光合活性的光谱带，对植被光合作用、健康状况极为敏感；而近红外反射率是绿色冠层的健康指示器，因而 NDVI－N 估算模型对核桃冠层氮素含量具有较高的诊断精度。所以，在应用植被指数对核桃冠层氮素含量进行诊断时，应优先考虑重构植被指数 $NDVI_{(986.4,697.0)}$。当前，基于遥感影像数据进行植被识别、分类的方法层出不穷，但并没有特定的某种算法对于各种遥感影像来说能达到最佳的分类精度。因此，为尽可能寻找到用于核桃冠层氮素含量诊断的较优估算模型，本研究将 BP 神经网络模型与无人机遥感影像相结合反演核桃冠层氮素含量，并与基于光谱参数构建的估算模型进行对比分析，表明 BP 神经网络模型应用于反演核桃冠层氮素含量的精度高于光谱参数模型，主要是因为 BP 神经网络模型具有强大的非线性处理问题能

力和良好的容错能力,从而大大提高了反演精度。

本研究基于无人机遥感数据建立的核桃冠层氮素含量估算模型,虽然拟合精度较高,稳定性较强,但该模型仅以香玲核桃为例,忽略了多品种间模型的通用性,且该时期提取的指示氮素含量的特征敏感波段是否适用于其他生育时期核桃树冠层氮素含量的诊断,还需要进一步开展对不同品种、生育阶段的核桃冠层氮素含量的估算工作,以提高模型的实用性和估算精度。

4 结论

(1)核桃、土壤以及阴影区域的光谱反射率均在波段 520 ~ 600 nm 和 750 ~ 1 000 nm 范围内存在非重叠现象,且差异较大,当 B_{100}(550.7)处的光谱反射率大于 0.10,且 B_{233}(779.4)处的光谱反射率大于 0.70 时,可有效识别和确定核桃冠层范围,其提取精度高达 96.43%。

(2)分析了核桃冠层高光谱数据构建的 NDVI、RVI 和 DVI 植被指数与冠层氮素含量间相关关系,确定了 B_{33}(440.6)、B_{165}(660.7)、B_{186}(697.0)和 B_{347}(986.4)为指示氮素含量的特征敏感波段。

(3) 9 种光谱参数中,3 种重构植被指数较已有研究提出的 6 种光谱参数建立的估算模型具有更高精度,其中以重构植被指数 $NDVI_{(986.4,697.0)}$ 建立的估算模型精度最高;用于核桃冠层氮素含量诊断的 BP 神经网络模型优于 9 种光谱参数构建的估算模型,其估算值与实测值吻合较好,估算模型精度最高,具有一定的估算可靠性。

参 考 文 献

[1] 陈磊, 伍涛, 张绍铃, 等. 丰水梨不同施氮量对果实品质形成及叶片生理特性的影响[J]. 果树学报, 2010, 27(6):871 - 876.
CHEN Lei, WU Tao, ZHANG Shaoling, et al. Effects of nitrogen fertilizer on fruit quality and leaf physiological metabolism of Hosui pear[J]. Journal of Fruit Science, 2010, 27(6):871 - 876. (in Chinese)

[2] 潘蓓. 苹果树冠层氮素、叶绿素及叶面积指数的高光谱估测[D]. 泰安:山东农业大学,2013.

[3] 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 Dongqiang, TANG Zili, YANG Yong, 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)

[4] 何勇, 彭继宇, 刘飞, 等. 基于光谱和成像技术的作物养分生理信息快速检测研究进展[J]. 农业工程学报, 2015, 31(3): 174 - 189.
HE Yong, PENG Jiyu, LIU Fei, et al. Critical review of fast detection of crop nutrient and physiological information with spectral and imaging technology[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(3): 174 - 189. (in Chinese)

[5] 刘斌. 基于高光谱最优波段选择的地物分类方法研究[D]. 东营:中国石油大学 (华东), 2015.
LIU Bin. Based on the optimal band selection of hyperspectral feature classification method research[D]. Dongying: China University of Petroleum(East China), 2015. (in Chinese)

[6] 程志庆, 张劲松, 孟平, 等. 植被参数高光谱遥感反演最佳波段提取算法的改进[J]. 农业工程学报, 2015, 31(12): 179 - 185.
CHENG Zhiqing, ZHANG Jinsong, MENG Ping, et al. Improvement of algorithm used for extraction hyperspectral feature bands of vegetation[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(12): 179 - 185. (in Chinese)

[7] 张瑶, 郑立华, 李民赞, 等. 苹果叶片氮素含量快速检测模型[J/OL]. 农业机械学报, 2012,43(增刊): 300 - 304.
ZHANG Yao, ZHENG Lihua, LI Minzan, et al. Rapid determination model of apple leaf nitrogen[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012,43(Supp.): 300 - 304. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=2012s61&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.S0.061. (in Chinese)

[8] 杨福芹, 冯海宽, 李振海, 等. 基于可见光-近红外光谱特征参数的苹果叶片氮含量预测[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(9): 143 - 151.
YANG Fuqin, FENG Haikuan, LI Zhenhai, et al. Prediction model of nitrogen content of apple leaves based on spectral features from visible and near infrared regions[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(9): 143 - 151. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20170918&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.09.018. (in Chinese)

[9] 黄双萍, 洪添胜, 岳学军, 等. 基于高光谱的柑橘叶片氮素含量多元回归分析[J]. 农业工程学报, 2013, 29(5): 132 - 138.
HUANG Shuangping, HONG Tiansheng, YUE Xuejun, et al. Multiple regression analysis of citrus leaf nitrogen content using hyperspectral technolopy[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(5): 132 - 138. (in Chinese)

[10] 李金梦, 叶旭君, 王巧男, 等. 高光谱成像技术的柑橘植株叶片含氮量预测模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(1): 212 - 216.
LI Jinmeng, YE Xujun, WANG Qiaonan, et al. Development of prediction models for determining N content in citrus leaves based on hyperspectral imaging technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(1): 212 - 216. (in Chinese)

[11] CHOI S T, PARK D S, KANG S M, et al. Use of a chlorophyll meter to diagnose nitrogen status of 'Fuyu' persimmon leaves [J]. HortScience, 2011, 46(5): 821 - 824.

[12] 胡珍珠,潘存德,肖冰,等.基于光谱特征参量的核桃叶片氮素含量估测模型[J].农业工程学报, 2015,31(9): 180 - 186.
HU Zhenzhu, PAN Cunde, XIAO Bing, et al. Spectral characteristic parameter-based models for foliar nitrogen concentration estimation of *Juglans regia*[J]. Transactions of the CSAE, 2015,31(9): 180 - 186. (in Chinese)

[13] 陈雯, 武威, 孙成明, 等. 无人机遥感在作物监测中的应用与展望[J]. 上海农业学报, 2016, 32(2): 138 - 143.
CHENG Wen, WU Wei, SUN Chengming, et al. Application and prospect of UAV remote sensing in crop monitoring[J]. Acta Agriculturae Shanghai, 2016,32(2): 138 - 143. (in Chinese)

[14] 王利民, 刘佳, 杨玲波, 等. 基于无人机影像的农情遥感监测应用[J]. 农业工程学报, 2013,29(18):136 - 145.

WANG Limin, LIU Jia, YANG Lingbo, et al. Applications of unmanned aerial vehicle images on agricultural remote sensing monitoring[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(18):136 - 145. (in Chinese)
[15] BARETH G, AASEN H, BENDIG J, et al. Low-weight and UAV-based hyperspectral full-frame cameras for monitoring crops: spectral comparison with portable spectroradiometer measurements[J]. Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation, 2015(1): 69 - 79.
[16] ZAMAN A M, VERGARA O, ARAUS J L, et al. Unmanned aerial platform-based multi-spectral imaging for field phenotyping of maize[J]. Plant Methods, 2015, 11(1): 1 - 10.
[17] CURRAN P J. Remote sensing of foliar chemistry [J]. Remote Sensing of Environment, 1989, 30(3):271 - 278.
[18] DATT B. Visible/near infrared reflectance and chlorophyll content in eucalyptus leaves[J]. International Journal of Remote Sensing, 1999,20(4):2741 - 2459.
[19] MILLER J R. Quantitative characterization of the vegetation red edge reflectancel: an inverted gaussian reflectance model[J]. Inernational Journal of Remote Sensing, 1990,11:1775 - 1795.
[20] DAWSON T P, CURRAN P J, PLUMMER S E. LIBERTY: modeling the effects of leaf biochemistry on reflectance spectra[J]. International Journal of Remote Sensing, 1980,1(2):121 - 136.
[21] 王学奎. 植物生理生化试验原理和技术[M]. 北京:教育出版社,2006:122 - 126,134.
[22] 李萍, 柴仲平, 武红旗, 等. 基于光谱的库尔勒香梨叶片氮素含量估算模型[J]. 经济林研究, 2013, 31(3):48 - 53.
LI Ping, CHAI Zhongping, WU Hongqi, et al. Prediction models for total nitrogen content in Korla Fragrant Pear leaves based on spectra [J]. Nonwood Forest Research, 2013, 31(3):48 - 53. (in Chinese)
[23] CARTER G A. Ratios of leaf reflectances in narrow wavebands as indicators of plant stress[J]. International Journal of Remote Sensing, 1994,15(3):697 - 703.
[24] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, MERZLYAK M N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS - MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 58(3):289 - 298.
[25] CAO Z X,WANG Q,ZHENG C L. Best hyperspectral indices for tracing leaf water status as determined from leaf dehy-dration experiment[J]. Ecological Indicators,2015,54:96 - 107.
[26] RINALDI M, LOSAVI N, FLAGELLA Z. Evaluation and application of the OILCROP - SUN model for sunflower in southern Italy[J]. Agricultural Systems, 2003, 78(1): 17 - 30.
[27] 姜志伟, 陈仲新, 任建强, 等. 粒子滤波同化方法在 CERES - Wheat 作物模型估产中的应用[J]. 农业工程学报, 2012, 28(14): 138 - 146.
JIANG Zhiwei, CHEN Zhongxin, REN Jianqiang, et al. Estimation of crop yield using CERES - Wheat model based on particle filter data assimilation method[J]. Transactions of the CSAE,2012,28(14):138 - 146. (in Chinese)
[28] 孙勇. 应用遥感数据对植被指数提取分析[D]. 哈尔滨:东北林业大学, 2017.
SUN Yong. The application of remote sensing technology to extract and analyse vegetation index[D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2017. (in Chinese)
[29] 徐道青, 刘小玲, 王维, 等. 淹水胁迫下棉花叶片高光谱特征及叶绿素含量估算模型[J]. 应用生态学报, 2017, 28(10):3289 - 3296.
XU Daoqing, LIU Xiaoling, WANG Wei, et al. Hyper-spectral characteristics and estimation model of leaf chlorophyll content in cotton under waterlogging streess[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2017, 28(10):3289 - 3296. (in Chinese)
[30] CORTI M, GALLINA P M, CAVALLI D, et al. Hyperspectral imaging of spinach canopy under combined water and nitrogen stress to estimate biomass, water, and nitrogen content[J]. Biosystems Engineering, 2017,158:38 - 50.
[31] 王莉雯, 卫亚星. 植被氮素浓度高光谱遥感反演研究进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(10):2823 - 2827.
WANG Liwen, WEI Yaxing. Progress in inversion of vegetation nitrogen concentration by hyperspectral remote sensing[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(10):2823 - 2827. (in Chinese)
[32] 刘昌华, 王哲, 陈志超, 等. 基于无人机遥感影像的冬小麦氮素监测[J/OL]. 农业机械学报, 2018,49(6): 207 - 214.
LIU Changhua, WANG Zhe, CHEN Zhichao, et al. Nitrogen monitoring of winter wheat based on unmanned aerial vehicle remote sensing image[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(6): 207 - 214. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20180624&journal_id=jcsam . DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.06.024. (in Chinese)
[33] WALSH O S, SHAFIAN S, MARSHALLl J M, et al. Assessment of UAV based vegetation indices for nitrogen concentration estimation in spring wheat[J]. Advances in Remote Sensing, 2018, 7(2): 71.
[34] ZHENG H, CHENG T, LI D, et al. Combining unmanned aerial vehicle (UAV)-based multispectral imagery and ground-based hyperspectral data for plant nitrogen concentration estimation in rice[J]. Frontiers in Plant Science, 2018, 9: 936.
[35] ZHANG Y, SU Z, SHEN W, et al. Remote monitoring of heading rice growing and nitrogen content based on UAV images [J]. International Journal of Smart Home, 2016, 10(7): 103 - 114.
[36] LIU S, LI L, GAO W, et al. Diagnosis of nitrogen status in winter oilseed rape (*Brassica napus* L.) using in-situ hyperspectral data and unmanned aerial vehicle (UAV) multispectral images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 151(3 - 4): 185 - 195.
[37] 高开秀, 高雯晗, 明金, 等. 无人机载多光谱遥感监测冬油菜氮素营养研究[J]. 中国油料作物学报, 2019, 41(2): 233.
GAO Kaixiu, GAO Wenhan, MING Jin, et al. Monitoring of nitrogen nutrition in winter rapeseed using UAV-borne multispectral data[J]. Chinese Journal of Oil Crop Sciences, 2019, 41(2): 233. (in Chinese)
[38] PRADO O L, MARQUES R A P, ROBERTO P D, et al. Predicting canopy nitrogen content in citrus-trees using random forest algorithm associated to spectral vegetation indices from UAV-imagery[J]. Remote Sensing, 2019, 11(24): 2925.
[39] 王巧男, 叶旭君, 李金梦, 等. 基于双波段植被指数 (TBVI) 的柑橘冠层含氮量预测及可视化研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(3): 715 - 718.
WANG Qiaonan, YE Xujun, LI Jinmeng, et al. Estimation and visualization of nitrogen content in citrus canopy based on two band vegetation index(TBVI) [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(3): 715 - 718. (in Chinese)
[40] 黄木易. 冬小麦条锈病害的高光谱遥感监测[D]. 合肥:安徽农业大学,2004.
HUANG Muyi. Monitoring of winter wheat stripe rust using hyperspectral remote sensing data[D]. Hefei: Anhui Agricultural University,2004. (in Chinese)