引文格式:王仁军,郑江华,卢宾宾,等.利用Sentinel-2A数据估算不同生育期枣树叶片SPAD值[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(7):1370-1381.DOI:10.13203/j.whugis20230065

Citation: WANG Renjun, ZHENG Jianghua, LU Binbin, et al. Estimating of SPAD Value for Jujube Leaves at Different Growth Stages Using Sentinel-2A Image[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, 50(7): 1370-1381. DOI: 10.13203/j.whugis20230065

利用Sentinel-2A数据估算不同生育期枣树叶片SPAD值

王仁军[1] 郑江华[1] 卢宾宾[2] 尼格拉·吐尔逊[1] 李曦光[3] 罗 磊[3]

1 新疆大学地理与遥感科学学院,新疆 乌鲁木齐,830046

2 武汉大学遥感信息工程学院,湖北 武汉,430079

3 新疆林业科学院现代林业研究所,新疆 乌鲁木齐,830063

摘 要:准确估算枣树叶片叶绿素含量不仅能反映其长势及营养状况,还能为田间管理提供科学依据。以枣树展叶期、坐果期及成熟期叶片为研究对象,旨在评估利用哨兵2号(Sentinel-2)A星数据估算枣树叶片相对叶绿素含量(soil plant analysis development,SPAD)的潜力。基于5种典型植被指数框架,利用Sentinel-2A数据的10个波段两两组合构建光谱指数,将构建的光谱指数与实测SPAD值进行相关性分析,通过相关系数筛选最优光谱指数。利用最优光谱指数,分别采用多元线性逐步回归模型(multiple linear stepped-regression model,MLSR)、支持向量机回归模型(support vector machine regression model,SVR)和随机森林回归模型(random forest regression model,RFR)建立SPAD值估算模型,以决定系数R^2和均方根误差(root mean square error,RMSE)作为模型评价指标,评估筛选出估算枣树叶片SPAD值的最优模型。结果表明:(1)3个生育期优选的5种最适光谱指数主要由红波段、红边波段和近红外波段组成,且成熟期优选的5种光谱指数与SPAD值相关性最高,均通过0.01的显著性水平检验,相关系数的绝对值均大于0.37;(2)3个生育期建立的估算模型精度有所差异,其中坐果期估算精度最差,展叶期和成熟期估算精度因模型而异,MLSR和SVR模型成熟期的估算精度最高,RFR模型展叶期精度最高,且展叶期的RFR模型为所有估算模型中的最佳模型,R^2和RMSE分别为0.90和1.04;(3)采用的MLSR、SVR和RFR 3种回归模型中,MLSR和SVR估算结果较为相似,RFR为最优估算模型,且最优估算模型在不同的植被覆盖场景下具有较强的普适性。以上研究结果表明,Sentinel-2A数据适用于估算枣树叶片SPAD值,且展叶期的RFR模型可作为枣树叶片SPAD值估算的最优模型。

关键词:Sentinel-2A;枣树叶片;不同生育期;SPAD值

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2023-05-16

DOI:10.13203/j.whugis20230065 **文章编号**:1671-8860(2025)07-1370-12

Estimating of SPAD Value for Jujube Leaves at Different Growth Stages Using Sentinel-2A Image

WANG Renjun[1] *ZHENG Jianghua*[1] *LU Binbin*[2] *TUERXUN Nigela*[1]
LI Xiguang[3] *LUO Lei*[3]

1 College of Geography and Remote Sensing Sciences, Xinjiang University, Urumqi 830046, China

2 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China

3 Institute of Modern Forestry, Xinjiang Academy of Forestry, Urumqi 830063, China

Abstract: **Objectives**: The accurate estimation of leaf chlorophyll content of jujube can not only reflect its growth and nutritional status, but also provide scientific basis for field management. We aim to evaluate the potential of Sentinel-2A data for estimating soil plant analysis development (SPAD) values of jujube leaves during leaf spreading, fruit setting stage and fruit ripening stage. **Methods**: Five traditional vegetation indi-

基金项目:新疆林业科学院现代林业研究所委托项目(202067007, 202105140018);新疆科技厅天山雪松计划(2020XS04)。

第一作者:王仁军,硕士,主要从事农业遥感研究。renjun20221@163.com

通信作者:郑江华,博士,教授。zheng.jianghua@xju.edu.cn

ces related to chlorophyll content were selected, and based on the framework of five traditional vegetation indices, ten bands of Sentinel-2A data were used to improve the traditional vegetation indices, and five spectral indices were constructed for three growth periods respectively. The correlation between the constructed spectral index and the measured SPAD value was analyzed, and the optimal spectral index was screened by the correlation coefficient. Based on the optimal spectral index, multiple linear stepped-regression model (MLSR), support vector machine regression model (SVR) and random forest regression model (RFR) were used to establish SPAD estimation models. The coefficient of determination R^2 and root mean square error (RMSE) were used as model evaluation indexes, and the optimal model for estimating the SPAD value of jujube leaves was screened out through model evaluation. **Results**: The results show that the five optimal spectral indices optimized at three growth stages are mainly composed of red band, red-edge band and near-infrared band, and the five optimal spectral indices at fruit ripening stage have the highest correlation with SPAD value, all of which pass the significance level test of 0.01, and the absolute values of correlation coefficients are all greater than 0.37. The accuracy of estimation models established at different growth stages is different, and the accuracy of estimation at fruit setting stage is the worst. The estimation accuracy of leaf spreading stage and fruit ripening stage varies according to the models. The accuracy of fruit ripening stage is the highest based on MLSR and SVR, while the accuracy of leaf spreading stage is the highest based on RFR. The RFR model of leaf spreading stage is the best model among all the estimation models, R^2 and RMSE are 0.90 and 1.04, respectively. Among the three regression models, MLSR, SVR and RFR, the estimation results of MLSR and SVR are similar, and RFR is the best estimation model, and the best estimation model has strong universality under different vegetation cover scenarios. **Conclusions**: The above results show that Sentinel-2A data is suitable for SPAD estimation of jujube leaves, and the RFR model at leaf spreading stage can be used as the optimal model for SPAD estimation of jujube leaves. The results can provide an important reference for the study of estimating SPAD value of jujube based on Sentinel-2A data.

Key words: Sentinel-2A; jujube tree leaves; different growth stages; SPAD value

枣作为中国的5大名果之一，在中国广泛种植，其产量占世界总产量的98%以上[1]。近年来，枣因其极高的营养价值和药用价值，逐渐成为中国果业发展的支柱[2-3]。叶片叶绿素含量与植被光合作用密切相关，是衡量绿色植物生产力的关键指标[4]，因其与植物含氮量有关，故叶片叶绿素含量能够作为作物田间管理的施肥指标[5-7]。准确估算枣树叶片叶绿素含量不仅能反映其长势及营养状况，而且还能为田间管理提供科学依据。

传统叶绿素含量测量方法以人工化学测量法为主，耗时、费力，不仅时效性差，而且还会对植物叶片组织造成一定损伤[8-9]。便携式叶绿素仪，如日本SPAD-502手持叶绿素仪，能够以无损的方式准确获取植物叶片相对叶绿素含量(soil plant analysis development，SPAD)[8]，但便携式叶绿素仪测量面积有限，需要人工反复测量降低数据的误差，工作量较大，难以实现大尺度叶绿素含量的精准监测[4,10]。遥感技术具有大面积、快速、及时等优势，被广泛应用于作物生理参数监测领域[11]。与传统测量方法和便携式叶绿素仪相比，遥感技术不仅简单、高效，而且能实现作物的无损监测[12]。因此，利用遥感技术进行区域叶绿素含量估算已成为监测叶绿素含量的有效手段。

近年来，无人机影像和卫星影像被广泛用于植被生理参数估算。无人机影像能够提供作物的高精度光谱信息，但监测范围较小。与无人机影像相比，卫星影像能实现大面积作物生理参数监测，如利用陆地卫星(Landsat) ETM+/OLI[13-14]、高分一号[14]、中分辨率成像光谱仪(moderate-resolution imaging spectroradiometer，MODIS)[15]、SPOT[16]、HJ_CCD[17]等卫星数据进行大面积作物叶面积指数或叶绿素含量估算。与上述陆地卫星数据相比，欧洲空间局于2015年发射的哨兵2号(Sentinel-2)A星具有较高的时间分辨率(5 d)，空间分辨率可达10 m，且数据免费对外提供，能够满足作物关键生育期影像要求，为实现作物生理参数精细化监测提供了可能。Sentinel-2A携带着对植被较为敏感的红边波段，

被广泛用于植被生理参数估算,并在棉花、冬小麦等植被的生理参数反演中获得了较好的效果。文献[18]利用Sentinel-2A的单波段反射率和计算的17种植被指数有效地估算了不同生育期的棉花叶面积指数。文献[19]利用偏最小二乘回归和16种植被指数证明了Sentinel-2A数据在估算冬小麦叶绿素含量方面的适用性。文献[20]基于Sentinel-2A提出了对叶绿素敏感的三角植被指数,并在冬小麦中进行了稳定性和准确性实验。

然而,已有研究表明,植被生理参数估算易受植被类型、研究区域等外界环境的影响[21],而枣树是人工干预较多的经济树种,其种植结构和模式与普通作物不同,如枣树间行距较大、冠层分布不均匀等,获取的影像中包含较多土壤信息,给枣树生理参数估算带来了一定的挑战,因此Sentinel-2A数据针对棉花、冬小麦等特定作物的结论不一定适用于枣树。在土壤背景影响下,Sentinel-2A数据能否实现枣树叶片SPAD值的准确估算仍需进一步探索。此外,上述使用Sentinel-2A数据构建估算植被生理参数的植被指数多使用固定波长进行计算,变量选择单一,导致模型精度受限,且估算模型均在特定实验条件和植被类型下进行,同样因不同植被生理信息和环境因素的差异,无法直接套用在枣树叶片SPAD值的估算中。

因此,本文旨在探索利用Sentinel-2A数据估算枣树叶片SPAD值的潜力。基于Sentinel-2A数据,选取枣树展叶期、坐果期和成熟期3个关键生育期,提取不同生育期的光谱指数,探究不同光谱指数与枣树叶片SPAD值的关系,结合实测样本数据,构建基于Sentinel-2A数据的枣树叶片SPAD值估算模型,通过模型精度比较获取估算枣树叶片SPAD值的最优模型,并定量评估土壤信息对模型的影响,以期为枣树生理参数遥感监测提供方法指导。

1 数据与方法

1.1 研究区概况

研究区位于中国新疆维吾尔自治区巴音郭楞蒙古自治州若羌县的中西部典型枣树种植区,属典型的大陆性荒漠干旱气候,夏季炎热多雨,冬季寒冷,昼夜温差大,年平均温度为11.8 ℃,年平均相对湿度为56%,无霜期为189~193 d。若羌县主要种植枣类为灰枣,优质的自然资源为枣树的生长提供了适宜的生长环境,素有“若羌红枣第一乡”的美称。

1.2 野外采样和SPAD值测量

枣树一年中的生长期约为180 d,其中展叶期出现在5月初,7月份随着枣花衰落进入坐果期,之后果实逐渐膨大,到10月上旬进入完熟采摘期。因此,研究小组分别于2021年5月、7月和10月进行了3次实地样本采集,对应枣树叶片光谱较为明显的展叶期、坐果期和成熟期。在研究区选择具有代表性的60个10 m×10 m大小的样地(见图1),在样地中心点和4个角点进行测量,利用手持GPS记录每个样点的经纬度坐标。对于所测量的枣树,从每棵枣树东、南、西、北及中心顶部分别选取2片长势较好的叶片,利用日本SPAD-502手持叶绿素仪测量每片叶子的SPAD值,从叶柄、中间到叶尖每个部位两次读数,总共测量6次,取所有叶片平均值作为该棵枣树的SPAD值,计算中心点和4个角点的SPAD值的算术平均值作为该样地枣树的SPAD值。最终,3个生育期均获取60组SPAD值数据。

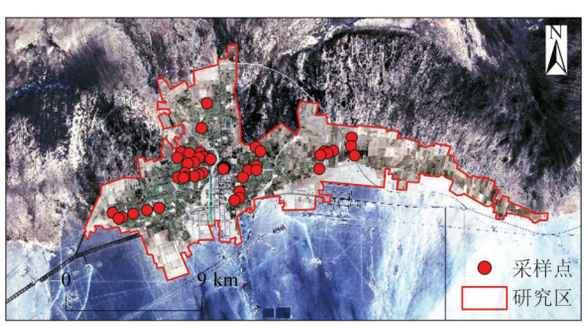


图1 研究区地理位置及样点分布

Fig. 1 Geographical Location of the Study Area and Spatial Distribution of Sampling Points

1.3 影像数据获取与预处理

使用Sentinel-2A数据获取研究区枣树影像。Sentinel-2A卫星搭载了一台多光谱成像仪,幅宽达290 km,重访周期为5 d,每景影像包含13个波段,最高空间分辨率可达10 m。为准确获取枣树叶片光谱信息,选择采样日期内的Sentinel-2A数据,数据的获取日期分别为2021-05-05(展叶期)、2021-07-19(坐果期)和2021-10-17(成熟期),其中包括2景L1C级影像、4景L2A级影像。L2A级影像是经预处理后的产品,因此只需要对其进行波段合成和研究区裁剪;而L1C级影像是经过几何精校正但未经辐射定标和大气校正的影像,利用欧洲空间局发布的Sen2cor2.09.00插件对L1C影像进行辐射定标和大气校正等预处理。

Sentinel-2A数据包含3种不同的空间分辨率（10 m、20 m和60 m），为了将遥感数据与样地大小进行匹配，利用SNAP软件将所有波段重采样至10 m的空间分辨率，之后将其转换成ENVI标准格式，最后在ENVI 5.3中完成波段合成、裁剪等预处理。由于3个60 m的波段重采样至10 m误差较大，因此只选取Sentinel-2A数据的10个波段（蓝波段B2、绿波段B3、红波段B4、红边1波段B5、红边2波段B6、红边3波段B7、近红外宽波段B8、近红外窄波段B8A、短波红外1波段B11、短波红外2波段B12）参与建模。在样点数据与Sentinel-2A数据进行匹配时，考虑到手持GPS精度不足的问题，将手持GPS定位的坐标导到Sentinel-2A影像上，在样地现场进行比对，确定样点对应的像元，人工校正样点偏差。

1.4　光谱指数构建

光谱指数能有效地反映植被生长状况，是进行植被生理参数建模的重要变量[11]。在前人研究的基础上，选取了5种与植被叶绿素含量密切相关的典型植被指数，包括比值植被指数（ratio vegetation index，RVI）[22]、差值植被指数（difference vegetation index，DVI）[23]、归一化差值植被指数（normalized difference vegetation index，NDVI）[17]、土壤调整植被指数（soil adjusted vegetation index，SAVI）[24]和非线性植被指数（non-linear vegetation index，NLI）[22]。基于RVI、DVI、NDVI、SAVI和NLI 5种典型植被指数框架，将选取的10个Sentinel-2A波段两两组合构建光谱指数，每个植被指数框架下共构建100种光谱指数。为准确获取对SPAD值最为敏感的光谱指数，将每个生育期构建的光谱指数与SPAD值进行相关性分析，利用相关系数矩阵法提取相关系数最大的波段组合构建的光谱指数，将该光谱指数作为最优光谱指数。

1.5　反演模型构建与验证

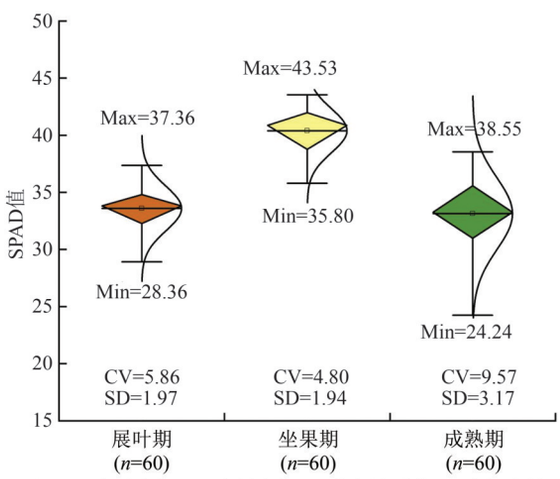
采用在3个生育期筛选的5种最优光谱指数，分别提取对应地面实测点的光谱像元值，将其作为自变量，将野外实测获取的枣树叶片SPAD值作为因变量构成样本数据集，通过R-4.1.2软件中的createDataPartition函数划分80%（n=48）的样本作为建模集，20%（n=12）的样本作为验证集[22]，将选中的数据集用set.seed函数固定，利用Caret包分别开发用于SPAD值估算的多元线性逐步回归模型（multiple linear stepwise-regression model，MLSR）、支持向量机回归模型（support vector regression model，SVR）和随机森林回归模型（random forest regression model，RFR）。

采用决定系数R^2和均方根误差（root mean square error，RMSE）对回归模型估算SPAD值的准确性进行精度评价[17]。由于部分样地枣树冠层盖度较低，对应Sentinel-2A像元的反射率中混合着土壤信息，考虑到混合像元中土壤像元对枣树叶片SPAD值估算结果可能造成一定的影响，利用Sentinel-2A影像和像元二分模型[25]计算的植被覆盖度（fractional vegetation cover，FVC）分析最优模型的误差变化。

2　结果分析

2.1　枣树叶片SPAD值变化特征

枣树展叶期、坐果期和成熟期选取的60个样本实测SPAD值统计特征如图2所示，3个生育期内枣树叶片SPAD值变化范围为22.24～43.53。不同生育期枣树叶片SPAD值差异较大，且随着生育进程的推进，以坐果期为转折点，SPAD值呈先增大后减小的变化趋势，增减幅度分别为20.27%、18.00%。



注：Max为最大值，Min为最小值，CV为变异系数，SD为标准差。

图2　枣树叶片SPAD值描述性统计

Fig. 2　Descriptive Statistics of SPAD Value in the Leaves of Jujube Trees

不同生育期SPAD值的特征差异是从展叶期到成熟期枣树叶片结构和形状不断变化所致：前期为满足植物生长的需要，叶片通过光合作用进行营养物质的积累，因而SPAD值较低；之后叶片趋于成熟稳定，SPAD值不断升高，在坐果期达到最大值；从坐果期至成熟期，营养物质向果实转移，叶片逐渐衰老凋零，叶绿素逐渐分解，因

而SPAD值呈减小趋势。展叶期、坐果期和成熟期的SPAD值变异系数分别为5.86%、4.80%、9.57%,变异系数介于4%~10%之间,变异性较弱。

2.2 枣树叶片SPAD值与光谱反射率特征分析

绘制不同生育期枣树叶片SPAD值与光谱反射率特征曲线,如图3所示,从展叶期至成熟期,枣树叶片光谱反射率表现出相同规律的变化特征,在可见光至近红外波段范围内(B2~B8、B8A波段),反射率持续增加,并在近红外波段出现峰值,至短波红外波段(B11和B12波段),反射率急剧下降。

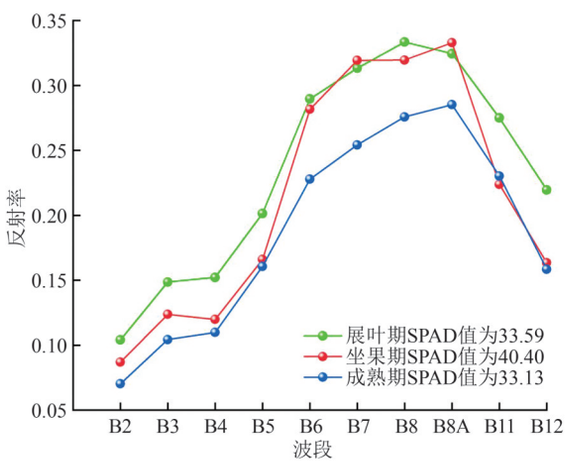


图3 3个生育期平均SPAD值与光谱反射率变化特征

Fig. 3 Variation Characteristics of Average SPAD Values and Spectral Reflectance in 3 Growth Stages of Jujube

在可见光范围内(B2~B4波段),从展叶期至坐果期,枣树光谱反射率随SPAD值的增大而减小,坐果期至成熟期,反射率随SPAD值的减小而减小。在红边波段和近红外波段范围内(B5~B8、B8A波段),展叶期至坐果期的反射率随SPAD值的增大变化不大,而坐果期至成熟期的反射率随SPAD值的减小而大幅减小,表明在红边和近红外波段范围内,光谱反射率对坐果期至成熟期的SPAD值变化较为敏感。在短波红外波段范围内,出现了与红边和近红外波段范围内相似的现象,但反射率对展叶期至坐果期的SPAD值变化更为敏感。这主要是由于在可见光范围内,枣树光谱反射率取决于叶绿素含量的多少,叶绿素含量越多,吸收的可见光越多,反射率就会降低,因而展叶期至坐果期枣树光谱反射率呈递减趋势,成熟期部分叶片枯萎凋零,枣树行间裸露的土壤增加,裸土会增加对可见光的吸收,因而坐果期至成熟期的反射率降低。在红边波段和近红外波段范围内,枣树反射率受叶片细胞结构的影响,叶绿素含量高的叶片细胞结构复杂,一般反射率较高。而在短波红外波段光谱,反射率受植被含水量的影响较大,因而在B11和B12波段反射率急剧下降。

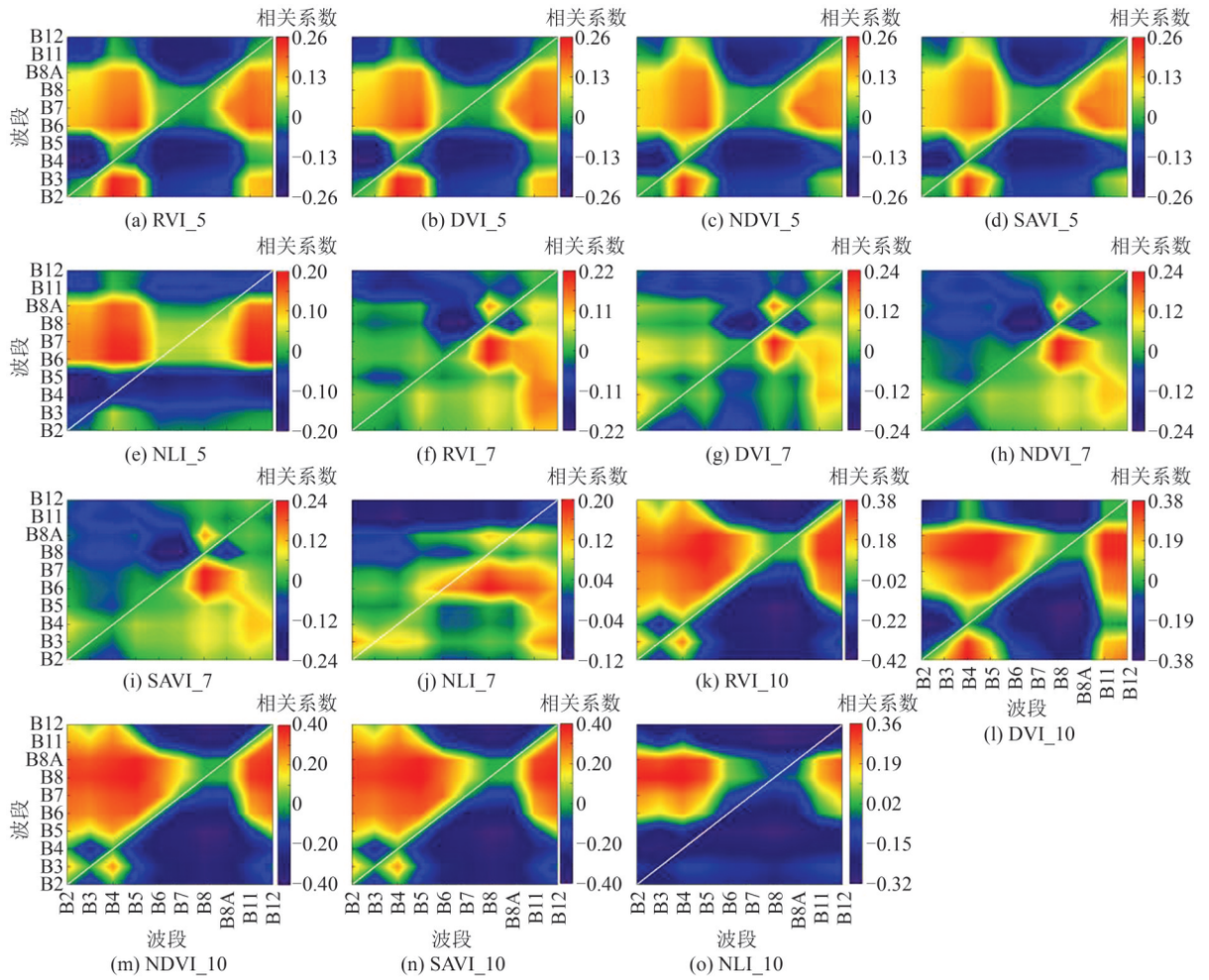
2.3 最优光谱指数提取

图4是3个生育期构建的光谱指数与SPAD值的相关系数矩阵,蓝色到红色表示高负相关到高正相关。由图4可知,利用展叶期、坐果期和成熟期Sentinel-2A数据的10个波段构建的光谱指数中,与SPAD值相关性较高的光谱指数普遍由红波段、红边波段和近红外波段参与构建。通过相关系数矩阵,最终获取的最优光谱指数波段组合如表1所示。Sentinel-2A数据对不同生育期枣树叶片SPAD值的敏感波段不同。展叶期5种优选光谱指数波段组合均为B2和B4波段,与SPAD值相关系数最高的是RVI,相关系数为0.27,且除NLI外,均通过了0.05的显著水平检验;坐果期5种优选光谱指数的波段组合均为B7和B8波段,优选光谱指数与SPAD值的相关系数均大于0.20;成熟期5种优选光谱指数与SPAD值的相关系数均大于0.37,且均通过了0.01的显著性水平检验,但波段组合略有不同,RVI、DVI、NDVI、SAVI 4种优选光谱指数的波段组合为B5和B8波段,而NLI的为B4和B8波段。

2.4 基于最优光谱指数的估算模型比较分析

基于上述3个生育期光谱指数优选结果,以各生育期提取的5个最优光谱指数为自变量,实测SPAD值为因变量,分别采用MLSR、SVR及RFR 3种回归模型建立枣树叶片SPAD值估算模型。在训练过程中,为了避免模型过拟合和欠拟合现象,对SVR和RFR利用网格搜索法进行参数寻优。其中,SVR使用的核函数为高斯核,调优参数为惩罚系数(cost)、核参数(gamma)、精度参数(epsilon)。展叶期和成熟期cost、gamma、epsilon 3个参数调优结果均为100、0.01、0.1,坐果期的为10、0.01、0.1。RFR中模型精度取决于决策树的数量(n_{tree})和用于训练的特征数量(m_{tree}),经过多次迭代,最终确定3个生育期的m_{tree}均为4,展叶期的n_{tree}为400,坐果期和成熟期的n_{tree}分别为50和1 000。3个生育期不同模型的枣树叶片SPAD值估算结果如图5所示。

由图5可知,对同一建模方法的不同生育期,基于坐果期构建的模型精度最差,展叶期和成熟期的估算精度因模型而异。具体地,基于MLSR



注：后缀 5、7、10 表示不同的月份，如 RVI_5 表示 5 月份的 RVI。

图 4　光谱指数与 SPAD 值相关系数矩阵

Fig. 4　Matrix of Spectral Index Correlation Coefficients with SPAD Value

表 1　5 种光谱指数最优波段组合提取结果

Table1　Extraction Results of the Optimal Band Combination of 5 Spectral Indices

光谱指数	展叶期		坐果期		成熟期	
	R_{max}	最优波段组合	R_{max}	最优波段组合	R_{max}	最优波段组合
RVI	0.27*	B2, B4	0.22	B7, B8	−0.42**	B5, B8
DVI	0.26*	B2, B4	0.23	B7, B8	0.38**	B5, B8
NDVI	0.26*	B2, B4	0.23	B7, B8	0.40**	B5, B8
SAVI	0.26*	B2, B4	0.23	B7, B8	0.40**	B5, B8
NLI	−0.20	B2, B4	0.20	B7, B8	0.37**	B4, B8

注：**表示相关系数显著性水平为 0.01，*表示相关系数显著性水平为 0.05，R_{max} 为最大相关系数。

和 SVR 模型，均表现出成熟期精度最高，展叶期次之，坐果期估算精度最低；而在基于 RFR 的模型中，最优模型出现在展叶期，其 R^2 和 RMSE 表现突出，其次为成熟期，坐果期的估算精度仍为 3 个生育期中最差。综上所述，基于 MLSR 和 SVR 模型，3 个生育期的估算精度顺序为：成熟期＞展叶期＞坐果期；基于 RFR 模型，3 个生育期估算精度顺序为：展叶期＞成熟期＞坐果期。

对同一生育期的不同建模方法，RFR 模型在各生育期表现最优，MLSR 和 SVR 模型估算结果较为相似。具体地，基于 MLSR 和 SVR 模型，在各生育期的建模集和验证集中，R^2 和 RMSE 的差值范围均小于 1，表明两种模型的估算精度较为相似；基于 RFR 模型，在各生育期的建模集和验证集中 R^2 均高于 MLSR 和 SVR 模型，建模集中 RFR 的平均 R^2 与 MLSR 和 SVR 相比，分别是 MLSR 和 SVR 的 4.98 倍和 4.94 倍，验证集中的 R^2 是 MLSR 模型的 2.28 倍，是 SVR 模型的 2.64 倍，且 RMSE 在各生育期的建模集和验证集中也表现出了一致的结果，表明 RFR 模型具有较强的鲁棒性，对 SPAD 值估算能力较好。

整体而言，3 个生育期中，展叶期 RFR 模型的 R^2 最大，RMSE 较低，其 R^2 和 RMSE 分别为 0.90 和 1.04，实测值与预测值线性拟合接近 1∶1 线，且

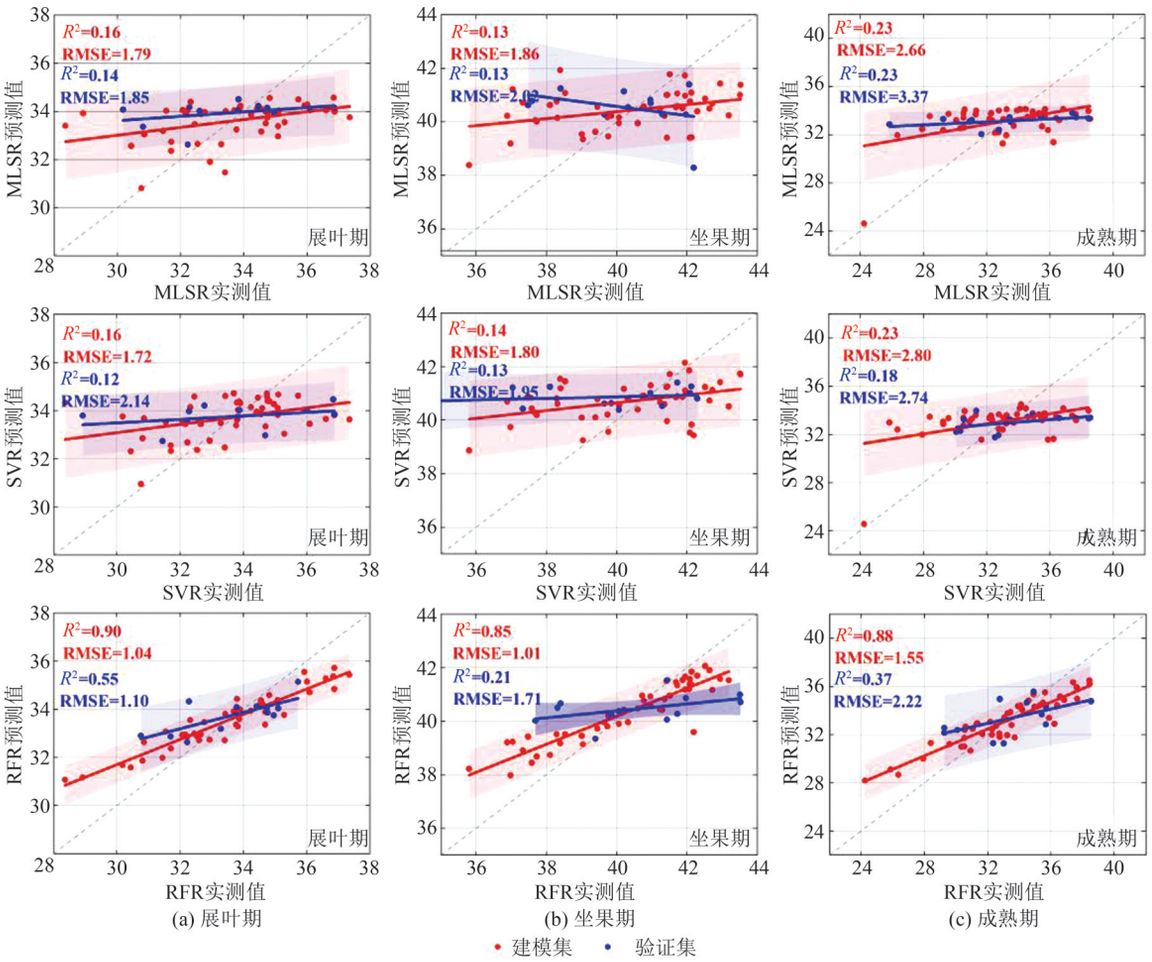


图5 3个生育期不同模型枣树叶片SPAD值估算结果

Fig. 5 Estimation Results of SPAD Value of Jujube Leaves with Different Modeling Methods in 3 Growth Periods Growth

验证集也表现出了较好的拟合效果(R^2=0.56,RMSE=1.11),表明模型精度较好,可作为枣树叶片SPAD值估算的最佳模型。

2.5 最优模型适用性分析

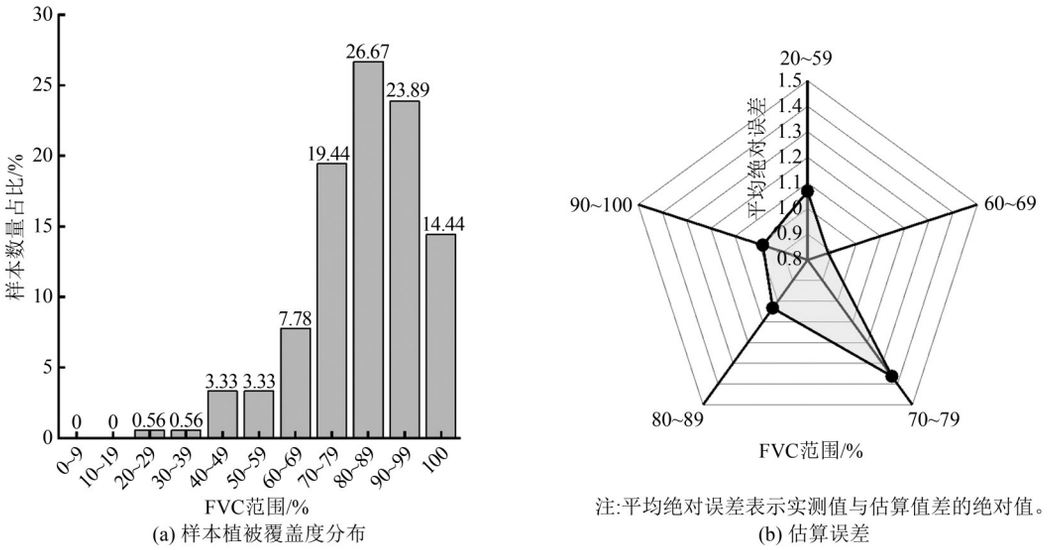
利用像元二分模型计算了3个生育期所有样本(180个)的植被覆盖度来反映样本中土壤占比情况。图6(a)统计的是样本植被覆盖度分布范围,虽有84.44%的样本集中分布在FVC大于70%的范围内,但完全植被覆盖(FVC=100%)的样本占比仅为14.44%,可见大多数样本均包含着一定的土壤信息,且部分样本土壤占比较大。基于3个生育期最优模型(RFR模型)的估算结果,统计了不同FVC下所有数据在建模集和验证集中的平均绝对误差(图6(b))。由于FVC小于60%的样本占比较少,因此在统计平均绝对误差时将FVC在20%~60%范围内的样本合并。由图6(b)可知,不同植被覆盖度下最优模型的估算误差相差较小,变化范围为0.88~1.36,表明构建的模型能够在一定程度上抵消土壤背景的影响,适用于不同FVC的场景。

2.6 基于最优模型的SPAD值制图

通过上述分析可知,展叶期的RFR模型为3个生育期SPAD值估算的最优模型,因此基于展叶期的RFR模型进行研究区SPAD值遥感制图,结果如图7所示。由图7可知,研究区SPAD值估算范围为30~36,与实地采样数据统计范围较为接近(28.36~37.36)。从空间分布来看,研究区SPAD值自西向东逐渐递减,西部和中部区域枣树长势较好,东部区域枣树SPAD值普遍偏低。实地调查发现西部和中部枣树种植较为集中,且枣园管理(施肥、灌溉等)良好,因此西部和中部SPAD值较高,而研究区东部部分枣园为新开发枣园,枣树冠幅较小,且枣园缺乏有效管理,灌溉次数不足,出现干旱水分胁迫,影响了叶绿素的合成,因此SPAD值偏低,与估算结果较一致。

3 讨论

叶绿素含量与作物营养状况、生长态势密切相关,是衡量作物生产力的关键指标。SPAD值



(a) 样本植被覆盖度分布

注：平均绝对误差表示实测值与估算值差的绝对值。

(b) 估算误差

图 6　实测样点植被覆盖度和不同覆盖度下估算误差分析

Fig. 6　FVC of Measured Sample Points and Analysis of Estimation Error Under Different FVC

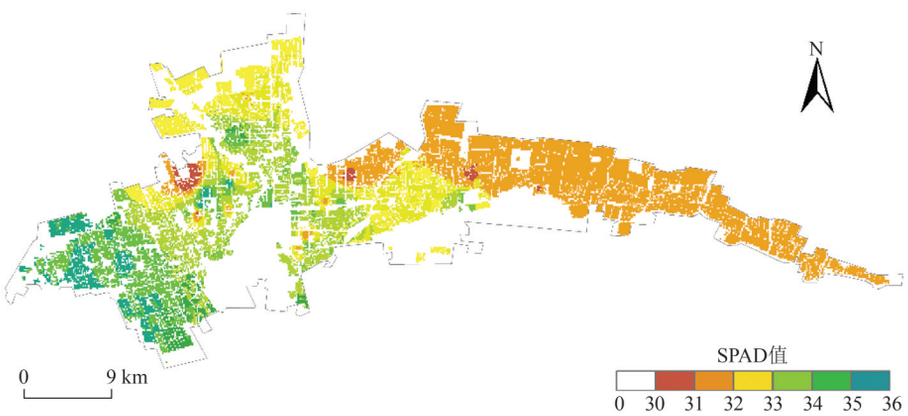


图 7　枣树叶片 SPAD 值估算空间分布

Fig. 7　Estimation of Spatial Distribution of SPAD Value in Jujube Leaves

能够表征叶绿素含量的相对大小[4]，准确获取作物 SPAD 值对作物长势监测和产量估算具有重要意义[26]。本文以 Sentinel-2A 影像为数据源，通过改进现有植被指数来估算不同生育期枣树叶片 SPAD 值，探究 Sentinel-2A 数据在估算枣树叶片 SPAD 值中的潜力。Sentinel-2A 数据具有丰富的光谱波段信息，与以往用于叶绿素含量或其他植被生理参数估算的陆地资源卫星相比（MODIS、Landsat 等），其时间分辨率和空间分辨率得到了极大改善，为实现作物生理参数精细化监测提供了可能。

红边波段与植被的各种生理参数密切相关[27]，Sentinel-2A 特有的 3 个对植被生长状况较为敏感的红边波段在作物生理参数估算中有巨大的应用潜力。文献[28]联合 Sentinel-2A 和高分六号估算地上生物量的研究表明，增加红边波段进行森林地上生物量估测能明显提高模型估测精度。文献[7]发现基于 Sentinel-2A 红边波段的植被指数与大豆叶绿素含量相关性极高，并证明了 Sentinel-2A 数据的红边波段对农业应用的重要性。文献[29]在基于 Sentinel-2A 数据的干旱区典型绿洲植被 SPAD 值的估算中发现，在构建的 12 个估算模型中，具有红边参与的植被指数展现出了最佳的 SPAD 估算性能。除红边波段外，Sentinel-2A 的红波段和近红外波段对植被生理参数也较为敏感。文献[18]表明 Sentinel-2A 数据的红边波段和近红外波段对棉花叶面积指数较为敏感，相关性达到极显著水平。文献[30]利用 Sentinel-2A 估算红树林含氮量时发现，红波段、红边波段和近红外波段对含氮量较为敏感。本文将选取的 Sentinel-2A 数据的 10 个波段两两组合进行光谱指数构建，并通过相关系数矩阵筛选最优光谱指数，研究结果表明，筛选的最优光谱指数主要由红波段、红边波段和近红外波段参

与构建,表明这些波段对枣树叶片SPAD值具有较强响应,这与上述利用Sentinel-2A估算植被生理参数的研究结论一致。此外,本文也发现Sentinel-2A的蓝波段在展叶期SPAD值的监测中展现出了优越性。该研究结果可为利用Sentinel-2A数据进行不同生育期枣树叶片SPAD值估算策略选择提供依据。

机器学习模型鲁棒性高、高效、易于实现,且能有效克服变量冗余和共线性等问题,被广泛应用于植被生理参数估算。文献[31]利用MLSR和RFR模型估算了猕猴桃园的叶面积指数,结果表明RFR模型具有更高的精度。文献[32]利用RFR和SVR模型构建了苹果冠层叶面积指数估算模型,结果表明RFR模型估算结果优于SVR,更适合苹果树叶面积指数的预测。文献[33]在利用高分一号估算冬小麦SPAD值时发现,RFR模型表现出了较强的学习能力,预测结果要优于线性回归模型。MLSR模型通过逐步引入建模变量,同时剔除不重要波段,能有效解决共线性问题[10];SVR模型能较好解决小样本、维数灾难等问题,构建的模型具有高泛化学习能力[32];RFR模型利用bootsrap重采样方法,组合多棵决策树的预测结果进行投票,从而得出最终预测结果,模型具有较强鲁棒性和对噪声数据较高的预测精度[34]。本文构建了MLSR、SVR及RFR 3种枣树叶片SPAD值估算模型,结果表明RFR模型具有更高的估算精度,更适合枣树SPAD值的估算。

利用光谱数据的特定波段进行线性或非线性组合构成的光谱指数是估算叶绿素含量的有效方法[35],但使用特定的波段计算光谱指数时,变量选择单一,可能会因环境因素等的影响出现不适用的情况,导致模型精度受限。本文结合优选的5种光谱指数和最优回归模型(RFR模型)进行枣树叶片SPAD值估算,在不同程度上抵消了环境变化引起的噪声,提高了模型估算精度,所构建的模型在不同植被覆盖场景中具有较强的普适性。

然而,本文仍存在一些局限性。遥感影像观测到的反射率是对土壤背景、冠层结构、果实等综合冠层信息的响应,这些因素会降低光谱信息对植被生理参数的敏感性[36]。尽管本文构建的估算模型能有效消除土壤背景的影响,但冠层结构和果实对估算结果的影响还有待进一步研究。此外,利用Sentinel-2A波段建模时,为与样地大小匹配,利用重采样方法将20 m波段重采样至10 m,虽与原始影像保持了良好的光谱一致性[37],但仍会产生一定的系统误差。因此,在下一步工作中应重点考虑上述因素产生的模型不确定性,进一步提高模型的估算精度。

4 结 语

本文以枣树展叶期、坐果期及成熟期叶片为研究对象,基Sentinel-2A影像来构建光谱指数,结合实测枣树叶SPAD值,利用相关系数矩阵法筛选最优光谱指数,并基于最优光谱指数,选取MLSR、SVR及RFR 3种回归模型建立枣树叶片SPAD值估算模型,得出:

1)3个生育期内,枣树叶片SPAD值变化范围为22.24~43.53,且呈先增大后减小的变化趋势,增减幅度分别为20.27%、18.00%。在可见光范围内,展叶期至坐果期枣树叶片光谱反射率随SPAD值增加而降低,坐果期至成熟期随SPAD值减小而减小。在红边和近红外波段范围内,枣树光谱反射率对坐果期至成熟期的SPAD值变化较敏感,而在近红外波段范围内对展叶期至坐果期较敏感。

2)优选光谱指数结果表明,展叶期提取的最优光谱指数均由B2和B4波段组成,与SPAD值的相关性最高的是RVI,且除NLI外,均通过了0.05的显著性水平检验;坐果期优选的光谱指数均由B7和B8波段构建,与SAPD值的相关系数均大于0.20;成熟期优选的RVI、DVI、NDVI、SAVI 4种光谱指数的波段组合为B5和B8,NLI的为B4和B8,最优光谱指数均通过了0.01的显著性检验,相关系数最高的光谱指数为RVI,相关系数为-0.42。

3)基于最优光谱指数和3种回归模型构建的枣树叶片SPAD值估算模型结果分析可知,基于MLSR和SVR模型,3个生育期的估算精度顺序为:成熟期>展叶期>坐果期;基于RFR模型,估算精度顺序为:展叶期>成熟期>坐果期。综合对比3种估算模型,MLSR和SVR估算精度较为相似,RFR估算精度最高,其中展叶期的RFR模型估算效果最优,为枣树叶片SPAD值最佳估算模型,R^2和RMSE分别为0.90和1.04,且对不同的FVC场景具有很好的普适性。

参 考 文 献

[1] XU M, CHEN Q S, KONG X B, et al. Heavy

Metal Contamination and Risk Assessment in Winter Jujube (Ziziphus Jujuba Mill. Cv. Dongzao)[J]. *Food and Chemical Toxicology*,2023,174: 113645.

[2] ZHUO P, LI Y X, WANG B S, et al. Analysis and Experimental Study on Vibration Response Characteristics of Mechanical Harvesting of Jujube [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 203: 107446.

[3] BAI T C, ZHANG N N, MERCATORIS B, et al. Jujube Yield Prediction Method Combining Landsat 8 Vegetation Index and the Phenological Length [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 162: 1011-1027.

[4] LIU Y, HATOU K J, AIHARA T, et al. A Robust Vegetation Index Based on Different UAV RGB Images to Estimate SPAD Values of Naked Barley Leaves[J]. *Remote Sensing*,2021,13(4): 686.

[5] 方圣辉，乐源，梁琦. 基于连续小波分析的混合植被叶绿素反演[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2015, 40(3): 296-302.
FANG Shenghui, LE Yuan, LIANG Qi. Retrieval of Chlorophyll Content Using Continuous Wavelet Analysis Across a Range of Vegetation Species[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(3): 296-302.

[6] 秦占飞，常庆瑞，申健，等. 引黄灌区水稻红边特征及SPAD高光谱预测模型[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2016, 41(9): 1168-1175.
QIN Zhanfei, CHANG Qingrui, SHEN Jian, et al. Red Edge Characteristics and SPAD Estimation Model Using Hyperspectral Data for Rice in Ningxia Irrigation Zone[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2016, 41(9): 1168-1175.

[7] CLEVERS J, KOOISTRA L, VAN DEN BRANDE M. Using Sentinel-2 Data for Retrieving LAI and Leaf and Canopy Chlorophyll Content of a Potato Crop[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(5): 405.

[8] 董哲，杨武德，张美俊，等. 基于高光谱遥感的玉米叶片SPAD值估算模型研究[J]. 作物杂志，2019(3): 126-131.
DONG Zhe, YANG Wude, ZHANG Meijun, et al. Estimation Models of Maize Leaf SPAD Value Based on Hyperspectral Remote Sensing[J]. *Crops*, 2019(3): 126-131.

[9] 汤旭光，宋开山，刘殿伟，等. 基于可见/近红外反射光谱的大豆叶绿素含量估算方法比较[J]. 光谱学与光谱分析，2011, 31(2): 371.
TANG Xuguang, SONG Kaishan, LIU Dianwei, et al. Comparison of Methods for Estimating Soybean Chlorophyll Content Based on Visual/near Infrared Reflection Spectra[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2011, 31(2): 371.

[10] 周敏姑，邵国敏，张立元，等. 无人机多光谱遥感反演冬小麦SPAD值[J]. 农业工程学报，2020, 36(20): 125-133.
ZHOU Mingu, SHAO Guomin, ZHANG Liyuan, et al. Inversion of SPAD Value of Winter Wheat by Multispectral Remote Sensing of Unmanned Aerial Vehicles[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2020, 36(20): 125-133.

[11] 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 Zhong, WAN Wei, HUANG Jinyu, et al. Progress on Key Parameters Inversion of Crop Growth Based on Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34(24): 60-71.

[12] 孙红，李民赞，赵勇，等. 冬小麦生长期光谱变化特征与叶绿素含量监测研究[J]. 光谱学与光谱分析，2010, 30(1): 192-196.
SUN Hong, LI Minzan, ZHAO Yong, et al. The Spectral Characteristics and Chlorophyll Content at Winter Wheat Growth Stages[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2010, 30(1): 192-196.

[13] 杜育璋，姜小光，张雨泽，等. 基于Landsat 8遥感数据和PROSAIL辐射传输模型反演叶面积指数[J]. 干旱区地理，2016, 39(05): 1096-1103.
DU Yuzhang, JIANG Xiaoguang, ZHANG Yuze, et al. Retrieving Leaf Area Index Using PROSAIL Radiative Transfer Model Based on Landsat 8 Image [J]. *Arid Land Geography*, 2016, 39(5): 1096-1103.

[14] 贾玉秋，李冰，程永政，等. 基于GF-1与Landsat-8多光谱遥感影像的玉米LAI反演比较[J]. 农业工程学报，2015, 31(9): 173-179.
JIA Yuqiu, LI Bing, CHENG Yongzheng, et al. Comparison Between GF-1 Images and Landsat-8 Images in Monitoring Maize LAI[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2015, 31(9): 173-179.

[15] 程乾. 基于MOD09产品的水稻叶面积指数和叶绿素含量的遥感估算模型[J]. 应用生态学报，2006, 17(8): 1453-1458.
CHENG Qian. Estimation Models of Rice LAI and Chlorophyll Content Based on MOD09[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2006, 17(8): 1453-1458.

[16] SOUDANI K, FRANÇOIS C, LE MAIRE G, et al. Comparative Analysis of IKONOS, SPOT, and

ETM+ Data for Leaf Area Index Estimation in Temperate Coniferous and Deciduous Forest Stands [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 102(1/2): 161-175.

[17] 王丽爱, 周旭东, 朱新开, 等. 基于HJ-CCD数据和随机森林算法的小麦叶面积指数反演[J]. 农业工程学报, 2016, 32(3): 149-154.
WANG Liai, ZHOU Xudong, ZHU Xinkai, et al. Inverting Wheat Leaf Area Index Based on HJ-CCD Remote Sensing Data and Random Forest Algorithm [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016, 32(3): 149-154.

[18] 易秋香. 基于Sentinel-2多光谱数据的棉花叶面积指数估算[J]. 农业工程学报, 2019, 35(16): 189-197.
YI Qiuxiang. Remote Estimation of Cotton LAI Using Sentinel-2 Multispectral Data [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2019, 35(16): 189-197.

[19] CUI B, ZHAO Q J, HUANG W J, et al. Leaf Chlorophyll Content Retrieval of Wheat by Simulated RapidEye, Sentinel-2 and EnMAP Data [J]. *Journal of Integrative Agriculture*, 2019, 18(6): 1230-1245.

[20] QIAN B X, YE H C, HUANG W J, et al. A Sentinel-2-Based Triangular Vegetation Index for Chlorophyll Content Estimation[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2022, 322: 109000.

[21] LI D, CHEN J M, ZHANG X, et al. Improved Estimation of Leaf Chlorophyll Content of Row Crops from Canopy Reflectance Spectra Through Minimizing Canopy Structural Effects and Optimizing Off-Noon Observation Time [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 248: 111985.

[22] 徐云飞, 程琦, 魏祥平, 等. 变异系数法结合优化神经网络的无人机冬小麦长势监测[J]. 农业工程学报, 2021, 37(20): 71-80.
XU Yunfei, CHENG Qi, WEI Xiangping, et al. Monitoring of Winter Wheat Growth Under UAV Using Variation Coefficient Method and Optimized Neural Network[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2021, 37(20): 71-80.

[23] ISSA S, DAHY B, SALEOUS N, et al. Carbon Stock Assessment of Date Palm Using Remote Sensing Coupled with Field-Based Measurements in Abu Dhabi (United Arab Emirates)[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40(19): 7561-7580.

[24] 张东彦, 杨玉莹, 黄林生, 等. 结合Sentinel-2影像和特征优选模型提取大豆种植区[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 110-119.
ZHANG Dongyan, YANG Yuying, HUANG Linsheng, et al. Extraction of Soybean Planting Areas Combining Sentinel-2 Images and Optimized Feature Model[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2021, 37(9): 110-119.

[25] 李苗苗, 吴炳方, 颜长珍, 等. 密云水库上游植被覆盖度的遥感估算[J]. 资源科学, 2004, 26(4): 153-159.
LI Miaomiao, WU Bingfang, YAN Changzhen, et al. Estimation of Vegetation Fraction in the Upper Basin of Miyun Reservoir by Remote Sensing [J]. *Resources Science*, 2004, 26(4): 153-159.

[26] 茹京娜, 于洋, 董凡凡, 等. 小麦抽穗期QTL及其与环境的互作[J]. 麦类作物学报, 2014, 34(9): 1185-1190.
RU Jingna, YU Yang, DONG Fanfan, et al. Analysis of QTL for Heading Date and Interaction Effects with Environments in Wheat[J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2014, 34(9): 1185-1190.

[27] 尼格拉·吐尔逊, 苏磊·乃比, 高健, 等. GWLS-SVR模型的红枣树叶片叶绿素含量估算[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(6): 1730-1736.
NIGELA Tuerxun, SULEI Naibi, GAO Jian, et al. Chlorophyll Content Estimation of Jujube Leaves Based on GWLS-SVR Model[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2021, 41(6): 1730-1736.

[28] 蒋馥根, 孙华, 李成杰, 等. 联合GF-6和Sentinel-2红边波段的森林地上生物量反演[J]. 生态学报, 2021, 41(20): 8222-8236.
JIANG Fugen, SUN Hua, LI Chengjie, et al. Retrieving the Forest Aboveground Biomass by Combining the Red Edge Bands of Sentinel-2 and GF-6 [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2021, 41(20): 8222-8236.

[29] 顾峰, 丁建丽, 葛翔宇, 等. 基于Sentinel-2数据的干旱区典型绿洲植被叶绿素含量估算[J]. 干旱区研究, 2019, 36(4): 924-934.
GU Feng, DING Jianli, GE Xiangyu, et al. Estimation of Chlorophyll Content of Typical Oasis Vegetation in Arid Area Based on Sentinel-2 Data[J]. *Arid Zone Research*, 2019, 36(4): 924-934.

[30] 甄佳宁, 蒋侠朋, 赵德梅, 等. 利用Sentinel-2影像超分辨率重建的红树林冠层氮含量反演[J]. 遥感学报, 2022, 26(6): 1206-1219.
ZHEN Jianing, JIANG Xiapeng, ZHAO Demei, et al. Retrieving Canopy Nitrogen Content of Mangrove Forests from Sentinel-2 Super-Resolution Reconstruction Data[J]. *National Remote Sensing Bul-*

letin, 2022, 26(6): 1206-1219.

[31] ZHANG Y M, TA N, GUO S, et al. Combining Spectral and Textural Information from UAV RGB Images for Leaf Area Index Monitoring in Kiwifruit Orchard[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(5): 1063.

[32] 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.
HAN Zhaoying, ZHU Xicun, FANG Xianyi, 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.

[33] 李粉玲，王力，刘京，等. 基于高分一号卫星数据的冬小麦叶片SPAD值遥感估算[J]. 农业机械学报，2015, 46(9): 273-281.
LI Fenling, WANG Li, LIU Jing, et al. Remote Sensing Estimation of SPAD Value for Wheat Leaf Based on GF-1 Data[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46 (9): 273-281.

[34] BREIMAN L. Random Forests [J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.

[35] 姜海玲，杨杭，陈小平，等. 利用光谱指数反演植被叶绿素含量的精度及稳定性研究[J]. 光谱学与光谱分析，2015, 35(4): 975.
JIANG Hailing, YANG Hang, CHEN Xiaoping, et al. Research on Accuracy and Stability of Inversing Vegetation Chlorophyll Content by Spectral Index Method [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2015, 35(4): 975.

[36] 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.

[37] ZHANG M, SU W, FU Y, et al. Super-Resolution Enhancement of Sentinel-2A Image for Retrieving LAI and Chlorophyll Content of Summer Corn[J]. *European Journal of Agronomy*, 2019, 111 (C): 125938.

（上接第1369页）

tional Network [J]. *European Journal of Remote Sensing*, 2021, 54(sup1): 141-155.

[48] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep Residual Learning for Image Recognition[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, USA, 2016.

[49] SUN H, LI S, ZHENG X, et al. Remote Sensing Scene Classification by Gated Bidirectional Network [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 58(1): 82-96.

[50] 余甜微，郑恩让，沈钧戈，等. 基于多级别跨层双线性融合的光学遥感图像场景分类[J]. 光子学报，2022, 51(2): 260-273.
YU Tianwei, ZHENG Enrang, SHEN Junge, et al. Optical Remote Sensing Image Scene Classification Based on Multi-level Cross-Layer Bilinear Fusion [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2022, 51(2): 260-273.

[51] SHAFAEY M A, SALEM M A M, EBEID H M, et al. Comparison of CNNs for Remote Sensing Scene Classification [C]//The 13th International Conference on Computer Engineering and Systems, New York, USA, 2018.

[52] SZEGEDY C, VANHOUCKE V, IOFFE S, et al. Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, USA, 2016.

[53] GUO Y, JI J, LU X, et al. Global-Local Attention Network for Aerial Scene Classification[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 67200-67212.

[54] GUO D, XIA Y, LUO X. Scene Classification of Remote Sensing Images Based on Saliency Dual Attention Residual Network[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 6344-6357.