

基于无人机高光谱影像的水稻叶片磷素含量估算

班松涛¹ 田明璐^{2,3} 常庆瑞¹ 王琦¹ 李粉玲¹

(1. 西北农林科技大学资源环境学院, 陕西杨凌 712100; 2. 上海市农业科学院农业科技信息研究所, 上海 201403;
3. 上海市数字农业工程技术研究中心, 上海 201403)

摘要: 为快速获取水稻叶片磷素含量信息,采用无人机搭载高光谱成像仪获取水稻冠层高光谱影像,并采样检测叶片磷素含量(质量分数)(Leaf phosphorus content, LPC)。分析了水稻 LPC 在无人机高光谱影像上的光谱特征,使用连续投影算法提取对磷素敏感的特征波长,通过任意波段组合构建并筛选与磷素高度相关的光谱指数,基于特征波长反射率和光谱指数建立水稻 LPC 的估算模型,利用最佳模型对高光谱影像进行反演填图,得到 LPC 空间分布信息。结果表明:全生育期内 LPC 与 462 ~ 718 nm 范围内光谱反射率显著负相关,负相关最大处相关系数达到 -0.902;LPC 的特征波长为 670、706、722、846 nm,基于特征波长、使用偏最小二乘回归建立的 LPC 估算模型精度最高,验证 R^2 达到 0.925, RMSE 为 0.027%;在任意波段组合构建的 3 种类型的光谱指数中, $NDSI(R_{498}, R_{606})$ 、 $RSI(R_{498}, R_{606})$ 和 $DSI(R_{498}, R_{846})$ 与 LPC 的相关性最高,相关系数分别为 0.913、0.915 和 0.938;基于 3 个光谱指数、使用神经网络构建的 LPC 估算模型精度较高,验证 R^2 为 0.885, RMSE 为 0.029%;对各生育期水稻 LPC 空间分布的反演结果与实测数据相一致,说明利用无人机高光谱遥感可以实现田间水稻 LPC 的快速无损监测。

关键词: 无人机; 高光谱影像; 水稻; 叶片磷素含量

中图分类号: TP79; S127 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)08-0163-09

OSID:



Estimation of Rice Leaf Phosphorus Content Using UAV-based Hyperspectral Images

BAN Songtao¹ TIAN Minglu^{2,3} CHANG Qingrui¹ WANG Qi¹ LI Fenling¹

(1. College of Natural Resources and Environment, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China
2. Agricultural Information Institute of Science and Technology, Shanghai Academy of Agricultural Sciences, Shanghai 201403, China
3. Shanghai Engineering Research Center for Digital Agriculture, Shanghai 201403, China)

Abstract: In order to rapidly learn the rice canopy phosphorus content in the field, an imaging spectrometer (Cubert S185) mounted on a UAV was used to acquire the hyperspectral images of rice canopy in an experimental field and the leaves of each plot were sampled for leaf phosphorus content (LPC) measurement in the laboratory. The spectral features of the LPC in the UAV hyperspectral images were analyzed. The characteristic wavelengths of LPC were selected using the successive projections algorithm (SPA). Three spectral indices which were normalized difference spectral index (NDSI), ratio spectral index (RSI) and difference spectral index (DSI), were calculated by combing each two bands. The correlation analysis was performed between LPC and each spectral index in order to screen the most related spectral indices. LPC estimation models were built based on the spectral reflectance of the characteristic wavelength and the spectral indices using multiple linear regression (MLR), partial least squares regression (PLSR), support vector regression (SVR) and artificial neural network (ANN). The rice LPC distribution maps of each growth stage were made by computing the hyperspectral images pixel-by-pixel using the best LPC estimation model. The results showed that the LPC had significant negative correlations with the spectral reflectance within the range of 462 ~ 718 nm and the highest correlation

收稿日期: 2020-09-15 修回日期: 2020-10-17

基金项目: 国家自然科学基金项目(41701398)、中央高校基本科研业务费专项(2452017108)和国家高技术研究发展计划(863计划)项目(2013AA102401-2)

作者简介: 班松涛(1989—),男,博士生,主要从事农业遥感与GIS应用研究, E-mail: bst@nwsuaf.edu.cn

通信作者: 常庆瑞(1959—),男,教授,博士生导师,主要从事土地资源与空间信息技术研究, E-mail: changqr@nwsuaf.edu.cn

coefficient reached -0.902 . By using SPA, 670 nm, 706 nm, 722 nm and 846 nm were chosen as the characteristic wavelengths of LPC. The LPC estimation model which was built based on the four characteristic wavelengths using PLSR method achieved the highest accuracy and the validation R^2 value reached 0.925 and the RMSE was 0.027%. Among all the spectral indices, NDSI(R_{498} , R_{606}), RSI(R_{498} , R_{606}), and DSI(R_{498} , R_{586}) had the highest correlation with LPC and the correlation coefficients were 0.913, 0.915 and 0.938, respectively. The validation R^2 values of the ANN models based on the three spectral indices was 0.885 and the RMSE was 0.029%. The predicted LPC values derived from the LPC distribution map of each growth stage were consistent with the measured values. Therefore, the UAV-based hyperspectral remote sensing technology could provide a rapid and non-destructive method to monitor the phosphorus status of rice leaves on the field scale.

Key words: unmanned aerial vehicle; hyperspectral image; rice; leaf phosphorus content

0 引言

磷元素是农作物体内多种生物分子的关键组成部分,参与了大量理化反应和代谢过程,是农作物所需的大量营养元素之一^[1]。在农业生产过程中,磷肥施入不足会影响作物的生长和作物品质,施入过量则会造成面源污染^[2]。因此,快速、准确地诊断磷素在田间的分布状况、并有针对性地进行精准施肥对实现高效绿色农业非常重要。但通过化学分析测量作物磷素含量的方法所花费的时间和人力成本都比较高,且难以实现对大面积作物的快速测量。

高光谱遥感技术的发展为作物组分快速无损监测提供了新的手段,众多学者对作物各类元素含量的高光谱特征展开研究,并提出了多种反演模型。针对作物磷素含量,MAHAJAN等^[3]对杂交水稻养分含量的高光谱进行监测,研究发现,磷含量与波长670、700、730、1 090、1 260、1 460 nm处反射率具有较高的相关性,且在1 460 nm处相关性最高,由1 260、670 nm两个波段组合得到的归一化光谱指数能够以较高的精度反演水稻叶片磷含量,其验证 R^2 为0.67。林芬芳等^[4]基于互信息理论对水稻光谱进行分析,提取了536、551、630、656、1 040 nm共计5个对水稻叶片磷素敏感的波段,并在此基础上采用神经网络和多元线性回归构建了磷素估算模型,其预测 R^2 达到了0.989。ALABBAS等^[5]、程一松等^[6]、OSBORNE等^[7]、王磊等^[8]分析了玉米在不同磷素含量下的高光谱特征,发现波段350~730 nm和1 420~1 800 nm的可见光-近红外光谱可以用于玉米磷素的诊断。SEMBIRING等^[9]、PIMSTEIN等^[10]、MAHAJAN等^[11]、刘炜等^[12]研究了磷胁迫下冬小麦的光谱特征,发现小麦磷含量与可见光波段的反射率呈显著负相关,特别是红光波段的反射率。此外,也有一些学者对苹果^[13-15]、柑橘^[16]、番茄^[17]、黄瓜^[18]等果蔬作物的叶片磷含量高光谱特征和反演模型进行了研究,并取得了较好的效果。

以上研究主要基于叶片光谱或近地冠层光谱,每次只能测量单个样点上的磷素状态,而无人机高光谱成像技术则可将测量范围从样点扩展到区域尺度,从而更好地为生产实际服务^[19-21]。目前,在较大范围内基于无人机平台的水稻磷元素高光谱监测研究仍较少。本文以水稻为研究对象,基于无人机高光谱影像数据,通过波段筛选和光谱指数构建,建立水稻叶片全磷含量(Leaf phosphorus content, LPC)估算模型,以期水稻磷元素营养状况的无人机遥感监测提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 研究区与试验田概况

试验田位于宁夏回族自治区青铜峡市叶盛镇水稻示范基地(38°7′28″N, 106°11′37″E),如图1所示。叶盛镇属温带干旱气候,地貌类型为黄河冲积平原。叶盛镇水稻示范基地试验田种植的水稻品种为宁粳43号,设置3个水平的氮肥和4个水平生物炭组合,共12个处理。氮肥施入量分别为0 kg/hm²(N1)、240 kg/hm²(N2)、300 kg/hm²(N3);生物炭施入量分别为0 kg/hm²(C1)、4 500 kg/hm²(C2)、9 000 kg/hm²(C3)、13 500 kg/hm²(C4);每个处理重复3次,共计36个小区。各小区磷肥和钾肥相同,P₂O₅和K₂O施入量均为90 kg/hm²,但由于水稻氮-磷吸收具有互作效应,不同氮处理小区的水稻对磷的吸收并不相同^[22-23],LPC也有差异。其他管理措施与当地大田水稻相同。单个小区规格为5 m×12 m,面积60 m²。

1.2 高光谱影像获取与处理

于2016年7月19日(拔节期)、8月16日(灌浆期)和9月7日(乳熟期)展开田间试验3次。使用的机载遥感传感器为Cubert S185型快照式高成像光谱仪(简称S185),影像数据的波长范围为450~998 nm,光谱采样间隔为4 nm;影像分辨率为1 000像素×1 000像素;镜头焦距25 mm,视场角

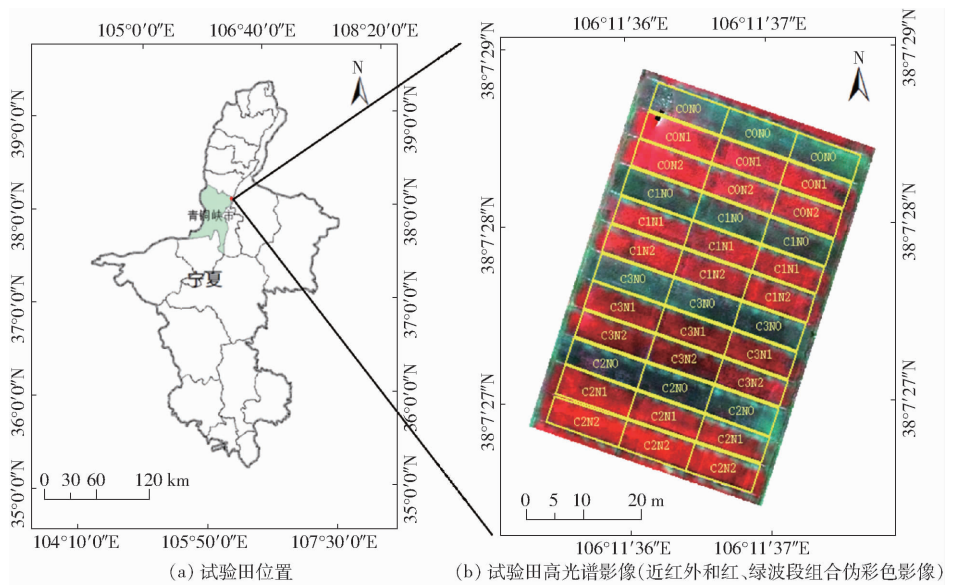


图 1 试验田位置及高光谱影像

Fig. 1 Location and hyperspectral image of experimental field

13°。高光谱影像的采集于 11:00—12:00 在田间上空进行,天气晴。遥感平台为八旋翼无人机,设定自动航线的航向重叠率 85%,旁向重叠率 70%,飞行高度 100 m;在无人机起飞之前,使用随 S185 配备的标准白板对传感器进行反射率标定;设置 S185 为等时间间隔自动拍摄,时间间隔为 1 s;飞行时间约 12 min,单次飞行获取影像约 720 幅。对影像进行筛选,剔除冗余影像,使用 Cubert Pilot 软件对高光谱影像进行辐射校正、大气校正等处理,根据白板标定结果将影像 DN 值转换为反射率,得到反射率影像数据;在 Agisoft Photoscan 软件中对反射率影像进行拼接,然后根据差分 GPS 测量得到的 10 个地面像控点坐标,在 ArcGIS 软件中对拼接得到的影像进行几何校正,再使用试验田边界矢量文件对影像进行裁切,得到覆盖完整试验田的高光谱影像(图 1b),影像空间分辨率为 2.7 cm。

1.3 水稻叶片全磷含量测定

在无人机高光谱影像采集的同一天,在每个小区中心区域选择长势均匀、代表性强的样点 1 个,采集样点周围半径约为 100 cm 内水稻不同部位的叶片 30 片左右,装入自封袋带回实验室;并使用差分 GPS 记录每个采样点的坐标。将叶片样品杀青、干燥、粉碎,使用全自动间断化学分析仪测量样品中全氮和全磷含量,以干基质量分数表示。各生育期 LPC 统计特征如表 1 所示。

水稻对氮、磷的吸收具有协同作用,王伟妮等^[22]、刘晓伟等^[23]的研究表明在磷肥施入量固定的情况下,氮肥施入量的增加会显著提高磷的吸收量;氮肥施入不足时,磷的吸收也会出现下降的趋势。本研究中各小区采用碳氮组合施肥处理,但检

测结果表明,不同氮肥处理小区的 LPC 均值也具有明显的差异,具体表现为氮肥施入量越高、LPC 越大(图 2)。因此,水稻 LPC 数据集具备光谱分析和建模所需的梯度和差异性。

表 1 LPC 样本统计特征

Tab. 1 Statistical characteristics of LPC samples						
生育期	样本数	最大值/%	最小值/%	平均值/%	中位数/%	标准差/%
拔节期	36	0.354	0.211	0.272	0.275	0.034
灌浆期	36	0.226	0.070	0.176	0.190	0.039
乳熟期	36	0.126	0.021	0.055	0.053	0.026
全生育期	108	0.354	0.021	0.167	0.190	0.095

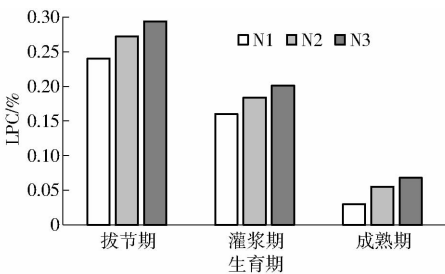


图 2 各生育期不同氮肥处理小区水稻 LPC 平均值

Fig. 2 Average rice LPC of different nitrogen treatments at each growth stage

1.4 光谱反射率提取及数据集划分

以每个小区内采样点的坐标为中心,使用 ENVI 软件中的 ROI 工具在各期拼接和校正处理完成的高光谱影像上选取 50 像素 × 50 像素的区域,并统计区域内所有像元的光谱反射率 (Spectral reflectance, SR) 的平均值作为该样点的水稻冠层光谱反射率,得到 3 个生育期的光谱和叶片全磷数据样本共 108 组,在每个生育期数据的 3 个重复小区

中随机选取 2 个用于建模, 剩余 1 个用于验证。这样, 2/3 的样本 (72 个) 作为建模集, 1/3 的样本 (36 个) 作为验证集。

1.5 研究方法

1.5.1 敏感波段选择

由于高光谱数据波段较多, 在建模之前需要对波段进行筛选, 去除不包含目标信息的波段。本研究使用连续投影算法 (Successive projections algorithm, SPA) 提取特征波段。SPA 是一种前向变量选择算法, 通过使矢量空间的共线性最小化, 消除原始光谱矩阵中冗余的信息, 从全部波段中筛选出若干特征波长, 从而使基于光谱的多元回归模型的建模条件得到简化和改善^[24]。

1.5.2 光谱指数选择

将波段 450 ~ 998 nm 范围内任意两个波长的光谱反射率分别进行归一化、比值和差值运算, 得到归一化光谱指数 (Normalized difference spectral index, NDSI)、比值光谱指数 (Ratio spectral index, RSI) 和差值光谱指数 (Difference spectral index, DSI), 计算公式为

$$NDSI(R_i, R_j) = (R_i - R_j) / (R_i + R_j) \quad (1)$$

$$RSI(R_i, R_j) = R_i / R_j \quad (2)$$

$$DSI(R_i, R_j) = R_i - R_j \quad (3)$$

式中 R_i, R_j ——波长 i, j 处的光谱反射率

分别计算每一个 NDSI、RSI、DSI 与 LPC 的相关系数, 寻找与 LPC 相关性最高的光谱指数用于 LPC 估算模型的构建。

1.5.3 模型构建与检验

基于建模数据集, 分别使用多元线性回归 (Multivariable linear regression, MLR)、偏最小二乘回归法 (Partial least squares regression, PLSR)、支持向量机回归 (Support vector regression, SVR) 和基于人工神经网络 (Artificial neural network, ANN) 的回归算法进行 LPC 估算模型的构建。其中 PLSR 集成了主成分分析、典型相关分析和多元线性回归分析, 能够消除自变量间的多重相关性, 有效提取对系统解释性最强的综合变量, 建立精确、稳定的模型^[25]。SVR 是基于统计学理论的一种机器学习算法, 通过非线性映射把输入的向量数据从原空间映射到高维空间, 并在高维空间中构造最优回归函数^[26]。ANN 是一种模仿生物神经网络结构和功能的非线性统计性数据建模机器学习算法^[27]; 本文采用多层前馈神经网络, 通过设置输入层、中间层 (也称隐含层) 和输出层, 基于数学统计学类型的学习方法进行优化, 建立回归模型。本文 SVR 模型中使用的核函数为 Polynomial

函数; ANN 模型采用的训练算法为 Levenberg - Marquardt, 设置隐含层层数为 5。

使用验证数据集对各模型精度进行检验, 采用决定系数 R^2 (Coefficient of determination) 和均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 评估各模型的精度, R^2 越接近 1、RMSE 越小, 模型精度越高。

2 结果与分析

2.1 水稻 LPC 高光谱特征

不同 LPC 水稻冠层光谱反射率如图 3 所示。由图 3 可知, 在波段 454 ~ 720 nm 范围内, 水稻冠层光谱反射率随 LPC 的增大而减小; 在波段 724 ~ 998 nm 范围, 反射率随 LPC 的变化没有表现出规律性的变化。对全生育期内水稻 LPC 与各波段光谱反射率的相关性进行分析, 结果如图 4 所示, 在可见光-红边波段 462 ~ 718 nm 范围, LPC 与光谱反射率表现出极显著负相关 ($P < 0.001$); 其中在波段 562 ~ 706 nm 范围相关系数绝对值均高于 0.8, 形成了一个高相关平台; LPC 与波长 622 nm 处的光谱反射率达到最大负相关, 相关系数为 -0.902。在近红外波段 722 ~ 998 nm 范围, LPC 与光谱反射率未表现出显著相关性。MAHAJAN 等^[3] 研究发现水稻冠层 LPC 在波段 520 ~ 710 nm 范围与光谱反射率显著负相关 ($P < 0.05$), 这一结论与本文相一致。但在波长大于 710 nm 的近红外波段, MAHAJAN 等^[3] 发现 LPC 与反射率显著正相关 ($P < 0.05$), 而本研究中 LPC 与近红外波段反射率虽也表现出正相关, 但未达到 0.001 水平的显著性, 这可能与使用的数据集及显著性水平的选取有关。

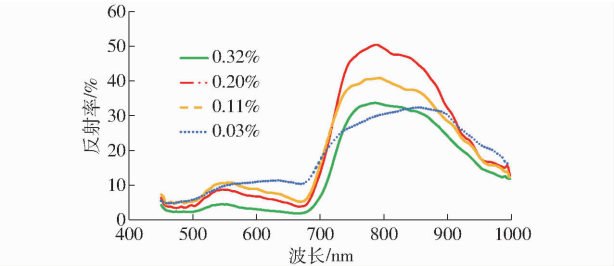


图 3 不同 LPC 水稻冠层反射率变化曲线
Fig.3 Spectral reflectance of rice canopy with different LPC

2.2 基于 SPA 特征波长的 LPC 估算模型

以 LPC 为目标变量、各波段的光谱反射率为解释变量, 使用 SPA 对全波段进行筛选, 最终选取 670、706、722、846 nm 共 4 个特征波长。基于建模数据集, 以 4 个特征波长对应的光谱反射率为自变量, 分别使用 MLR、PLSR、SVR 和 ANN 算法构建 LPC 估算模型, 并用验证数据集对各模型精度进行检验, 结果如表 2 所示。LPC - SR - ANN 和 LPC - SR - PLSR 2 个模型

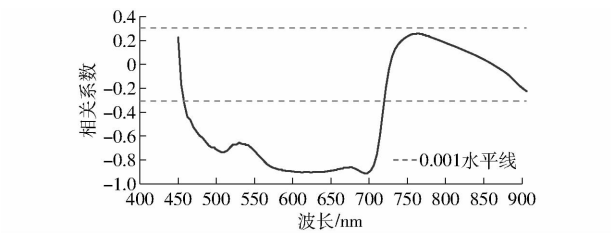


图 4 LPC 与各波段反射率相关性分析
Fig. 4 Correlation analysis between LPC and reflectance of each band

精度较高,2 个模型的建模 R^2 和验证 R^2 均高于 0.9;其中 LPC - SR - ANN 模型的建模 R^2 达到了 0.976, RMSE 仅为 0.007%,表现最佳。但在模型验证中 LPC - SR - PLSR 表现出最高的精度,验证 R^2 为 0.925,其次才是 LPC - SR - ANN 模型;这说明基于 PLSR 算法的模型具有更好的稳定性。

2.3 基于光谱指数的 LPC 估算模型

对 LPC 与任意两波段光谱反射率组合运算得

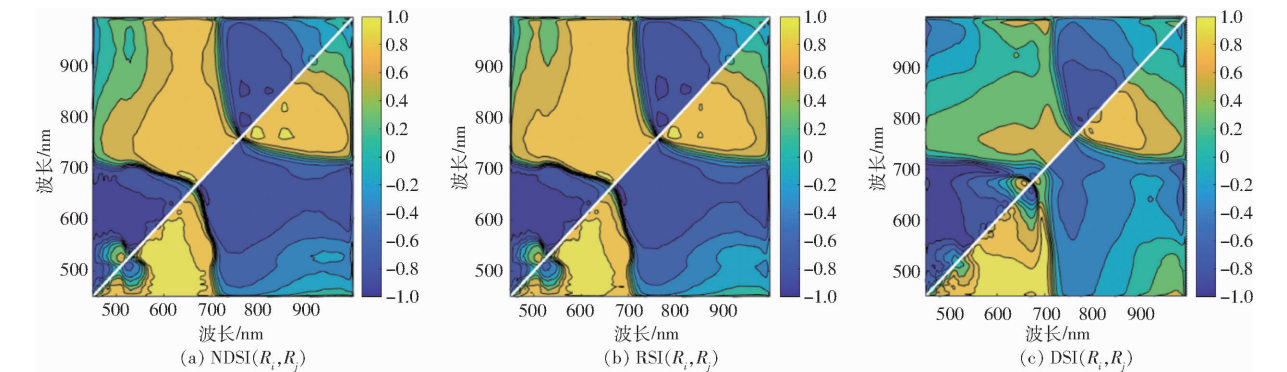


图 5 LPC 与光谱指数相关系数等势图

Fig. 5 Contours of correlation coefficient between LPC and spectral indices

以 $NDSI(R_{498}, R_{606})$ 、 $RSI(R_{498}, R_{606})$ 和 $DSI(R_{498}, R_{586})$ 为自变量,分别使用 MLR、PLSR、SVR 和 ANN 构建 LPC 估算模型,并利用验证数据集对各模型精度进行检验,结果如表 3 所示。LPC - SI - ANN 模型的精度最高,建模 R^2 达到 0.937、RMSE 仅为 0.011%,验证 R^2 为 0.885、RMSE 为 0.029%,表现优于其他 3 个模型;LPC - SI - SVR 模型建模精度较高 ($R^2 = 0.891$),但验证精度略低 ($R^2 = 0.878$);LPC - SI - PLSR 和 LPC - SI - MLR 两个模型建模精度相近 (R^2 分别为 0.885 和 0.884),

表 3 基于光谱指数的 LPC 模型

Tab. 3 LPC estimation models based on spectral indices

模型	自变量	建模集		验证集	
		R^2	RMSE/%	R^2	RMSE/%
LPC - SI - MLR	$NDSI(R_{498}, R_{606})$ 、	0.884	0.032	0.879	0.033
LPC - SI - PLSR	$RSI(R_{498}, R_{606})$ 、	0.885	0.032	0.881	0.331
LPC - SI - SVR	$DSI(R_{498}, R_{586})$	0.891	0.032	0.878	0.031
LPC - SI - ANN		0.937	0.011	0.885	0.029

表 2 基于特征波长光谱反射率的 LPC 模型

Tab. 2 LPC estimation models based on spectral reflectance of characteristic wavelengths

模型	自变量	建模集		验证集	
		R^2	RMSE/%	R^2	RMSE/%
LPC - SR - MLR		0.841	0.038	0.833	0.039
LPC - SR - PLSR	R_{670}, R_{706} 、	0.904	0.030	0.925	0.027
LPC - SR - SVR	R_{722}, R_{846}	0.882	0.033	0.903	0.025
LPC - SR - ANN		0.976	0.007	0.914	0.029

注: R_{670} 表示 670 nm 处光谱反射率,下同。

到的光谱指数 $NDSI(R_i, R_j)$ 、 $RSI(R_i, R_j)$ 和 $DSI(R_i, R_j)$ 进行相关分析,并制作相关系数的等势图,结果如图 5 所示。其中,498 nm 与 606 nm 组合得到的 $NDSI(R_{498}, R_{606})$ 和 $RSI(R_{498}, R_{606})$ 与 LPC 相关性最好,相关系数分别为 0.913 和 0.915;498 nm 和 586 nm 组合得到的 $DSI(R_{498}, R_{586})$ 与 LPC 相关性最好,相关系数为 0.938。

但前者验证精度更高 (R^2 为 0.881),PLSR 算法再次表现出较好的稳定性。

2.4 水稻 LPC 空间分布的高光谱遥感反演

使用精度较高的 LPC - RS - PLSR 模型对获取的各期高光谱影像进行解算,得到试验田水稻各生育期冠层 LPC 空间分布图,结果如图 6 所示;使用对应时期的 LPC 实测值对模型预测结果进行拟合检验,结果如图 7 所示。由图 6、7 可以看出,各生育期水稻 LPC 模型预测值与实测值基本一致:一方面,对于同一生育期内不同施肥处理的小区,肥力越高的地块水稻长势越好,LPC 也越高;另一方面,对于同一施肥处理的小区,在不同生育期,随着水稻从拔节到成熟的发展,叶片中的磷元素向果实转移,LPC 呈下降的趋势。但同时也发现,基于全生育期建立的 LPC 估算模型在单个生育期中的预测精度有所下降(图 7):拔节期和灌浆期的 LPC 验证 R^2 分别为 0.714 和 0.704,乳熟期 LPC 验证 R^2 为 0.639。

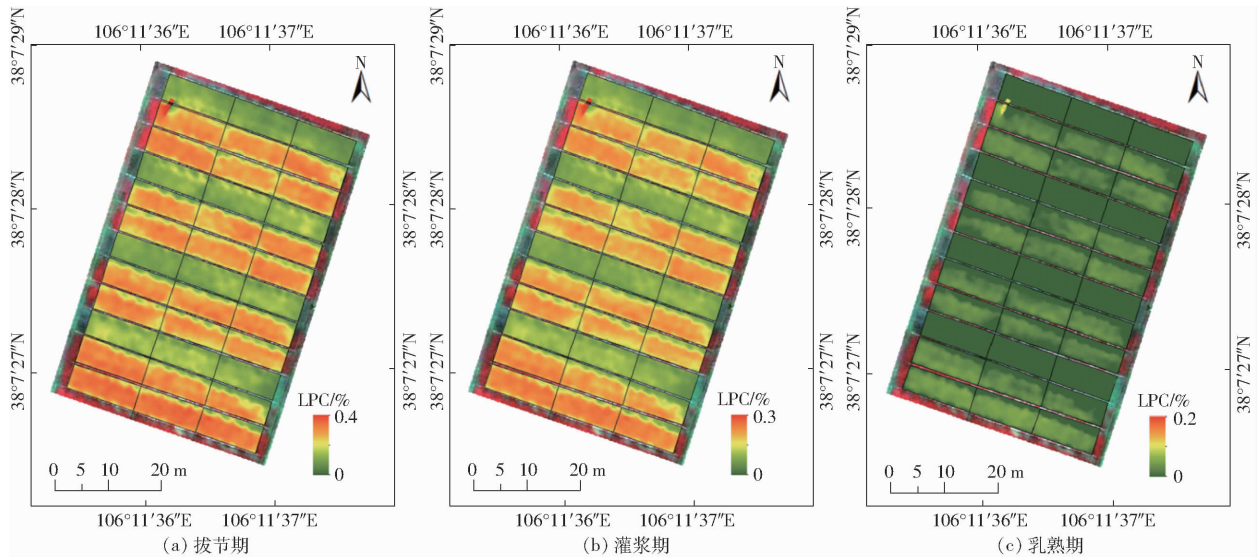


图 6 各生育期水稻冠层 LPC 空间分布图

Fig. 6 Spatial distribution maps of canopy LPC at each growth stage

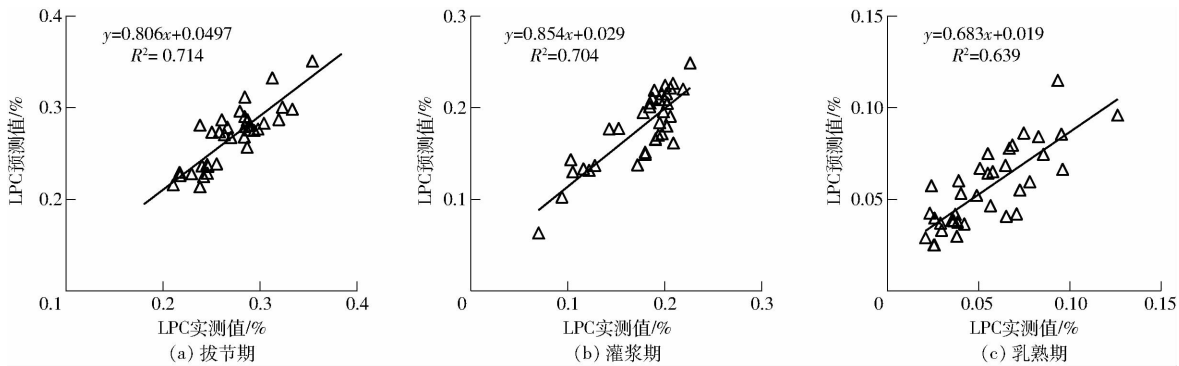


图 7 不同生育期 LPC 预测值与实测值拟合结果

Fig. 7 Fitting results of measured and predicted LPC at different growth stages

3 讨论

3.1 LPC 敏感光谱波段

水稻 LPC 的高光谱特征较为明显,与 LPC 高相关的光谱反射率集中在可见光-红边波段 462 ~ 718 nm 范围,经过 SPA 筛选得到的 4 个特征波长中的 2 个波长(670、706 nm)、以及构建的新型光谱指数用到的波长(498、586、606 nm)都分布在该区间内。这一结果也与其他学者相关的研究相同:MAHAJAN 等^[3]发现的 6 个磷元素高相关波段中有 2 个(670、700 nm)在此范围;林芬芳等^[4]使用互信息理论提取到的水稻叶片磷元素的 5 个敏感波段中有 4 个在同一波段区间,分别为波长 536、551、630、656 nm。这表明诊断水稻磷素的光谱波长位于可见光-红边范围,且敏感度较高的是红光波段(656、670 nm)和红边波段(706、700 nm)。这也与玉米^[5-8]、小麦^[9-12]等粮食作物的磷素敏感波段相一致,说明这些作物磷素含量的差异在反射光谱上的响应具有相似性。在不同的研究中水稻磷含量光谱响应也有所不同,且主要反映在近红外波段上;这主要是由数据

源和光谱获取尺度上的差异造成的:本文所使用的数据源为低空尺度的无人机高光谱影像,一方面 Cubert S185 光谱测量的波长范围较小(小于 1 000 nm),且波段 900 ~ 1 000 nm 范围内测得的光谱信噪比较低^[28-29];另一方面近红外光谱受作物冠层结构影响较大^[30-31],而近地面尺度和低空无人机尺度获取的光谱数据中水稻表现出的冠层结构不同^[31-32]。这些因素都会造成不同的研究中近红外波段上的差异。

3.2 LPC 估算模型

在 LPC 模型的构建中,尽管 LPC 与部分波段的光谱反射率已经具有高度的相关性,但不适合直接用作自变量进行建模。这主要是由于高光谱数据的相邻波段之间往往具有较强的共线性,而在多元回归模型中共线性会降低模型精度和稳定性^[33]。因此本研究分别使用 SPA 筛选特征波长、使用波段组合构建光谱指数用于建模,以减少共线性的影响。从建模结果来看,基于特征波长的模型精度总体上优于基于光谱指数的模型,这主要是由于两类变量所包含的光谱信息量不同:4 个特征波长分布于从可见光到近红外的多个谱段,光谱信息更丰富;而

3 个光谱指数只使用了可见光中的 3 个波段,且 $\text{NDSI}(R_{498}, R_{606})$ 和 $\text{RSI}(R_{498}, R_{606})$ 用到的波段相同,包含的光谱信息相对较少。在后续的研究中,可以考虑将光谱反射率和光谱指数进行综合分析筛选、构建模型。此外,在各模型中,ANN 模型一般都能取得最高的建模精度,但验证精度会出现较大幅度的下降,原因可能是在本研究数据集中,基于机器学习的 ANN 算法在建模过程中出现了一定程度的过拟合现象。

试验中发现由于养分胁迫的原因,试验田各小区水稻生育期并不严格一致;而单个时期内样本量较小,不足以反映光谱随 LPC 变化的实际规律;因此,本研究在分析和建模过程中使用了 3 个时期汇总的数据集。在针对特定时期的水稻 LPC 空间分布制图中,由于样本数据分布和数量的差异,模型对单个时期的 LPC 预测精度有所下降。

4 结论

(1) LPC 与无人机影像上水稻冠层光谱反射率

在波段 462 ~ 718 nm 范围呈极显著负相关 ($P < 0.001$),在波段 562 ~ 706 nm 范围内相关系数绝对值均高于 0.8,负相关最大处相关系数达到 -0.902。二者在波段 722 ~ 998 nm 范围未表现出显著相关性。

(2) 使用连续投影算法,以 LPC 为目标对光谱波段进行筛选,得到 4 个特征波长分别为 670、706、722、846 nm。以特征波长为自变量构建的 4 个 LPC 估算模型中,基于 PLSR 算法的模型精度和稳定性最佳,验证 R^2 达到 0.925, RMSE 为 0.027%。

(3) LPC 与 $\text{NDSI}(R_{498}, R_{606})$ 、 $\text{RSI}(R_{498}, R_{606})$ 、 $\text{DSI}(R_{498}, R_{586})$ 3 个新构建的光谱指数相关性较高,相关系数分别为 0.913、0.915 和 0.938。基于新建光谱指数的 ANN 模型对 LPC 具有较好的预测能力,验证 R^2 为 0.885, RMSE 为 0.029%。

(4) 基于全生育期 LPC-PLSR 模型和高光谱影像计算得到各生育期 LPC 的空间分布,其结果与实测值相一致,可以用于田间水稻叶片磷素状况的监测。

参 考 文 献

- [1] 徐壮,王婉瑕,徐磊,等. 水稻磷素吸收与转运分子机制研究进展[J]. 植物营养与肥料学报, 2018, 24(5): 1378 - 1385.
XU Zhuang, WANG Wanxia, XU Lei, et al. Research progress in molecular mechanism of rice phosphorus uptake and translocation[J]. Plant Nutrition and Fertilizer Science, 2018, 24(5): 1378 - 1385. (in Chinese)
- [2] 李可芳,黄霞. 磷肥的使用与农业面源污染[J]. 环境科学与技术, 2004, 27(增刊): 189 - 190.
LI Kefang, HUANG Xia. Application of phosphate fertilizer and agricultural non point source pollution[J]. Environmental Science & Technology, 2004, 27(Supp.): 189 - 190. (in Chinese)
- [3] MAHAJAN G, PANDEY R N, SAHOO R N, et al. Monitoring nitrogen, phosphorus and sulphur in hybrid rice (*Oryza sativa* L.) using hyperspectral remote sensing[J]. Precision Agriculture, 2017, 18(5): 736 - 761.
- [4] 林芬芳,丁晓东,付志鹏,等. 基于互信息理论的水稻磷素营养高光谱诊断[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(9): 165 - 168.
LIN Fenfang, DING Xiaodong, FU Zhipeng, et al. Application of mutual information to variable selection in diagnosis of phosphorus nutrition in rice[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(9): 165 - 168. (in Chinese)
- [5] ALABBAS A H, BARR R, HALL J D, et al. Spectra of normal and nutrient-deficient maize leaves[J]. Agronomy Journal, 1974, 66(1): 16 - 20.
- [6] 程一松,胡春胜,王成,等. 养分胁迫下的夏玉米生理反应与光谱特征[J]. 资源科学, 2001, 23(6): 54 - 58.
CHENG Yisong, HU Chunsheng, WANG Cheng, et al. Physiological response and spectral characteristics of summer corn under nutrient stress condition[J]. Resources Science, 2001, 23(6): 54 - 58. (in Chinese)
- [7] OSBORNE S L, SCHEPERS J S, FRANCIS D D, et al. Detection of phosphorus and nitrogen deficiencies in corn using spectral radiance measurements[J]. Agronomy Journal, 2002, 94(6): 1215 - 1221.
- [8] 王磊,白由路,杨俐苹. 春玉米磷素营养的光谱响应及诊断[J]. 植物营养与肥料学报, 2007, 13(5): 802 - 808.
WANG Lei, BAI Youlu, YANG Liping. Spectral response and diagnosis of phosphorus nutrition in corn[J]. Plant Nutrition and Fertilizer Science, 2007, 13(5): 802 - 808. (in Chinese)
- [9] SEMBIRING H, RAUN W R, JOHNSON G V, et al. Detection of nitrogen and phosphorus nutrient status in winter wheat using spectral radiance[J]. Journal of Plant Nutrition, 1998, 21(6): 1207 - 1233.
- [10] PIMSTEIN A, KARNIELI A, BANSAL S K, et al. Exploring remotely sensed technologies for monitoring wheat potassium and phosphorus using field spectroscopy[J]. Field Crops Research, 2011, 121(1): 125 - 135.
- [11] MAHAJAN G, SAHOO R N, PANDEY R N, et al. Using hyperspectral remote sensing techniques to monitor nitrogen, phosphorus, sulphur and potassium in wheat (*Triticum aestivum* L.)[J]. Precision Agriculture, 2014, 15(5): 499 - 522.
- [12] 刘炜,常庆瑞,郭曼,等. 冬小麦导数光谱特征提取与缺磷胁迫神经网络诊断[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(4): 230 - 234.
LIU Wei, CHANG Qingrui, GUO Man, et al. Diagnosis of phosphorus nutrition in winter wheat based on first derivative spectra and radial basis function neural network[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(4): 230 - 234. (in Chinese)
- [13] 邢东兴,常庆瑞. 基于光谱分析的果树叶片全氮,全磷,全钾含量估测研究——以红富士苹果树为例[J]. 西北农林科

技大学学报(自然科学版), 2009, 37(2): 141-147.

XING Dongxing, CHANG Qingrui. Research on predicting the TN, TP, TK contents of fresh fruit tree leaves by spectral analysis with red Fuji apple tree as an example[J]. Journal of Northwest A&F University(Natural Science Edition), 2009, 37(2): 141-147. (in Chinese)

- [14] 程立真, 朱西存, 高璐璐, 等. 基于随机森林模型的苹果叶片磷素含量高光谱估测[J]. 果树学报, 2016, 33(10): 1219-1229.
CHENG Lizhen, ZHU Xicun, GAO Lulu, et al. Hyperspectral estimation of phosphorus content for apple leaves based on the random forest model[J]. Journal of Fruit Science, 2016, 33(10): 1219-1229. (in Chinese)
- [15] 潘蓓, 赵庚生, 朱西存, 等. 基于高光谱的苹果树冠层磷素状况估测模型研究[J]. 红外, 2012, 33(6): 27-31.
PAN Bei, ZHAO Gengxing, ZHU Xicun, et al. Estimation of phosphorus content in apple tree canopy based on hyperspectrum[J]. Infrared, 2012, 33(6): 27-31. (in Chinese)
- [16] 黄双萍, 洪添胜, 岳学军, 等. 基于高光谱的柑橘叶片磷含量估算模型实验[J/OL]. 农业机械学报, 2013, 44(4): 202-207.
HUANG Shuangping, HONG Tiansheng, YUE Xuejun, et al. Hyperspectral estimation model of total phosphorus content for citrus leaves[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(4): 202-207. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20130435&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2013.04.035. (in Chinese)
- [17] 刘红玉, 毛罕平, 朱文静, 等. 基于高光谱的番茄氮磷钾营养水平快速诊断[J]. 农业工程学报, 2015, 31(增刊): 212-220.
LIU Hongyu, MAO Hanping, ZHU Wenjing, et al. Rapid diagnosis of tomato N-P-K nutrition level based on hyperspectral technology[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(Supp.): 212-220. (in Chinese)
- [18] 张喜杰, 李民赞. 基于反射光谱的温室黄瓜叶片磷素含量分析与预测[J]. 光谱学与光谱分析, 2008, 28(10): 2404-2408.
ZHANG Xijie, LI Minzan. Analysis and estimation of the phosphorus content in cucumber leaf in greenhouse by spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2008, 28(10): 2404-2408. (in Chinese)
- [19] HASSLER S C, BAYSAL-GUREL F. Unmanned aircraft system (UAS) technology and applications in agriculture[J]. Agronomy, 2019, 9(10): 618.
- [20] 史舟, 梁宗正, 杨媛媛, 等. 农业遥感研究现状与展望[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(2): 247-260.
SHI Zhou, LIANG Zongzheng, YANG Yuanyuan, et al. Status and prospect of agricultural remote sensing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(2): 247-260. http://www.j-csam.org/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20150237&flag=1&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.02.037. (in Chinese)
- [21] 孙刚, 黄文江, 陈鹏飞, 等. 轻小型无人机多光谱遥感技术应用进展[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(3): 1-17.
SUN Gang, HUANG Wenjiang, CHEN Pengfei, et al. Advances in UAV-based multispectral remote sensing applications[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(3): 1-17. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180301&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.03.001. (in Chinese)
- [22] 王伟妮, 鲁剑巍, 何予卿, 等. 氮、磷、钾肥对水稻产量、品质及养分吸收利用的影响[J]. 中国水稻科学, 2011, 25(6): 645-653.
WANG Weini, LU Jianwei, HE Yuqing, et al. Effects of N, P, K fertilizer application on grain yield, quality, nutrient uptake and utilization of rice[J]. Chinese Journal of Rice Science, 2011, 25(6): 645-653. (in Chinese)
- [23] 刘晓伟, 王火焰, 朱德进, 等. 氮肥施用方式对水稻产量以及氮、磷、钾养分吸收利用的影响[J]. 南京农业大学学报, 2017, 40(2): 203-210.
LIU Xiaowei, WANG Huoyan, ZHU Dejin, et al. Effect of N fertilization method on rice yield and N, P and K uptake and use efficiency[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2017, 40(2): 203-210. (in Chinese)
- [24] ARAÚJO M C U, SALDANHA T C B, GALVÃO R K H, et al. The successive projections algorithm for variable selection in spectroscopic multicomponent analysis[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2001, 57(2): 65-73.
- [25] HAALAND D M, THOMAS E V. Partial least-squares methods for spectral analyses. 2. Application to simulated and glass spectral data[J]. Analytical Chemistry, 1988, 60(11): 1202-1208.
- [26] 梁栋, 管青松, 黄文江, 等. 基于支持向量机回归的冬小麦叶面积指数遥感反演[J]. 农业工程学报, 2013, 29(7): 117-123.
LIANG Dong, GUAN Qingsong, HUANG Wenjiang, et al. Remote sensing inversion of leaf area index based on support vector machine regression in winter wheat[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(7): 117-123. (in Chinese)
- [27] 米湘成, 马克平, 邹应斌. 人工神经网络模型及其在农业和生态学研究中的应用[J]. 植物生态学报, 2005, 29(5): 863-870.
MI Xiangcheng, MA Keping, ZOU Yingbin. Artificial neural network and its application in agricultural and ecological research[J]. Acta Phytocologica Sinica, 2005, 29(5): 863-870. (in Chinese)
- [28] 陶惠林, 冯海宽, 杨贵军, 等. 基于无人机成像高光谱影像的冬小麦 LAI 估测[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(1): 176-187.
TAO Huilin, FENG Haikuan, YANG Guijun, et al. Leaf area index estimation of winter wheat based on UAV imaging hyperspectral imagery[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 176-187. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200119&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.01.019. (in Chinese)
- [29] 田明璐, 班庆涛, 常庆瑞, 等. 基于低空无人机成像光谱仪影像估算棉花叶面积指数[J]. 农业工程学报, 2016, 32(21): 102-108.
TIAN Minglu, BAN Songtao, CHANG Qingrui, et al. Use of hyperspectral images from UAV-based imaging spectroradiometer

- to estimate cotton leaf area index[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(21): 102 – 108. (in Chinese)
- [30] 田永超,朱艳,曹卫星. 水稻不同叶位层物理结构与冠层反射光谱的定量研究[J]. 中国水稻科学, 2005, 19(2): 137 – 141.
TIAN Yongchao, ZHU Yan, CAO Weixing. Quantitative study on canopy spectral reflectance and physical structure of leaf at different layers[J]. Chinese Journal of Rice Science, 2005, 19(2): 137 – 141. (in Chinese)
- [31] 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/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 164 – 169.
JIA Dan, CHEN Pengfei. Effect of low-altitude UAV image resolution on inversion of winter wheat nitrogen concentration[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 164 – 169. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200719&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.07.019. (in Chinese)
- [32] 秦占飞,常庆瑞,谢宝妮,等. 基于无人机高光谱影像的引黄灌区水稻叶片全氮含量估测[J]. 农业工程学报, 2016, 32(23): 77 – 85.
QIN Zhanfei, CHANG Qingrui, XIE Baoni, et al. Rice leaf nitrogen content estimation based on hyperspectral imagery of UAV in Yellow River diversion irrigation district[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(23): 77 – 85. (in Chinese)
- [33] 褚小立,袁洪福,陆婉珍. 近红外分析中光谱预处理及波长选择方法进展与应用[J]. 化学进展, 2004, 16(4): 528 – 542.
CHU Xiaoli, YUAN Hongfu, LU Wanzhen. Progress and application of spectral data pretreatment and wavelength selection methods in NIR analytical technique[J]. Progress in Chemistry, 2004, 16(4): 528 – 542. (in Chinese)
-

(上接第 146 页)

- [14] LIU X, LI X, TAN Z, et al. Zoning farmland protection under spatial constraints by integrating remote sensing, GIS and artificial immune systems[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2011, 25(11): 1829 – 1848.
- [15] 马世发,吴楷钊,劳春华,等. 永久基本农田保护片区智能识别系统 iZone 的建立与应用[J]. 农业工程学报, 2017, 33(2): 276 – 282.
MA Shifa, WU Kaizhao, LAO Chunhua, et al. Establishment and application of iZone system for intelligently identifying preserved zones of permanent prime farmland[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(2): 276 – 282. (in Chinese)
- [16] KHALID E. A CEP-based spatial decision support system for multisite land use allocation[J]. Applied Soft Computing, 2010, 10(3): 694 – 702.
- [17] 王帝文,李飞雪,陈东. 基于 Pareto 最优和多目标粒子群的土地利用优化配置研究[J]. 长江流域资源与环境, 2019, 28(9): 2019 – 2029.
WANG Diwen, LI Feixue, CHEN Dong. Research on land use optimization allocation based on Pareto optimal and multi-objective particle swarm[J]. Journal of Yangtze River Resources and Environment, 2019, 28(9): 2019 – 2029. (in Chinese)
- [18] 武田艳,宋璐璐,梁坤宇. 基于 SA 算法的应急公共服务设施布局优化研究——以上海市长宁区应急避难场所为例[J]. 数学的实践与认识, 2018, 48(24): 32 – 40.
WU Tianyan, SONG Lulu, LIANG Kunyu. Study on the layout optimization of emergency public service facilities based on SA algorithm—taking the emergency refuge site in Changning district of Shanghai as an example[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2018, 48(24): 32 – 40. (in Chinese)
- [19] 韦燕飞,陈燕奎,童新华,等. 基于改进 PSO 算法的农村居民点空间优化布局研究[J]. 地理与地理信息科学, 2014, 30(2): 72 – 76.
WEI Yanfei, CHEN Yankui, TONG Xinhua, et al. Study on the optimization of rural residential space based on improved PSO algorithm[J]. Geography and Geo-Information Science, 2014, 30(2): 72 – 76. (in Chinese)
- [20] 王华,朱付保. 基于多目标粒子群的土地整理项目选址模型[J]. 农业工程学报, 2015, 31(14): 255 – 263.
WANG Hua, ZHU Fubao. Location selection model of land consolidation project based on multi-objective particle swarm optimization[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(14): 255 – 263. (in Chinese)
- [21] 赵元,张新长,康停军. 多叉树蚁群算法及在区位选址中的应用研究[J]. 地理学报, 2011, 66(2): 279 – 286.
ZHAO Yuan, ZHANG Xinchang, KANG Tingjun. Multi-fork tree ant colony algorithm and its application in location selection[J]. Journal of Geographical Sciences, 2011, 66(2): 279 – 286. (in Chinese)
- [22] LINA Y, AXING Z, JING S, et al. A knowledge-informed and Pareto-based artificial bee colony optimization algorithm for multi-objective land-use allocation[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2018, 7(2): 63.
- [23] 孙聪康,徐俊丽,余敦,等. 多尺度下崇义县耕地质量空间分布差异特征研究[J]. 中国生态农业学报, 2019, 27(4): 601 – 612.
SUN Congkang, XU Junli, YU Dun, et al. Spatial distribution of cultivated land quality at different scales in Chongyi County[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2019, 27(4): 601 – 612. (in Chinese)
- [24] 王华,刘耀林,姬盈利. 基于多目标微粒群优化算法的土地利用分区模型[J]. 农业工程学报, 2012, 28(12): 237 – 244.
WANG Hua, LIU Yaolin, JI Yingli. A land use zoning model based on multi-objective particle swarm optimization algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(12): 237 – 244. (in Chinese)
- [25] CARLISLE A, DOZIER G. An off-the-shelf PSO [C] // Proceedings of the Workshop on Particle Swarm Optimization. Indianapolis, 2001: 1 – 6.