

林陈捷,刘振华,张小媛,等. 基于红边指数的耕地质量遥感制图[J]. 江苏农业科学,2022,50(20):233-240.

doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2022.20.035

# 基于红边指数的耕地质量遥感制图

林陈捷<sup>1,2,3</sup>, 刘振华<sup>1,2,3</sup>, 张小媛<sup>1,2,3</sup>, 胡月明<sup>1,2,3,4,5</sup>, 刘洛<sup>1,2,3</sup>

(1. 华南农业大学资源环境学院, 广东广州 510642; 2. 广东省土地信息工程技术研究中心, 广东广州 510642;

3. 广东省土地利用与整治重点实验室, 广东广州 510642; 4. 广州市华南自然资源科学技术研究院, 广东广州 510642;

5. 海南大学热带作物学院, 海南海口 570228)

**摘要:**耕地是农业生产的基本物质条件,耕地质量评价对耕地保护有重要意义。遥感技术的发展,为解决当前耕地质量评价周期长、效率低的问题带来了新思路。目前基于植被遥感指标的耕地质量评价的研究中,尚未考虑利用作物红边波段评价耕地质量。因此,本研究尝试建立红边指数(red edge index, REI)和耕地质量的光谱响应模型,从 Sentinel-2 影像中提取 14 个红边指数,并使用梯度提升树(gradient boosting decision tree, GBDT)算法结合方差膨胀因子(variance inflation factor, VIF)筛选对耕地质量敏感的最佳红边指数;利用偏最小二乘回归(partial least squares regression, PLSR)、岭回归(ridge regression, RR)和 BP 神经网络(back propagation neural network, BPNN)算法构建红边波段与耕地质量之间的光谱响应模型,比较 3 个模型的精度从而确定最佳模型,并结合 Sentinel-2 影像完成耕地质量制图。结果表明,REI-BPNN 光谱响应模型为耕地质量最佳预测模型,其建模精度决定系数( $R^2$ )为 0.70,归一化均方根误差(NRMSE)为 10.00%,优于其他 2 种线性模型,其耕地质量的制图误差 NRMSE 为 14.80%,对比前人研究有所提高,表明通过红边指数反演耕地质量具有较大的潜力,为耕地质量评价提供了新思路。

**关键词:**红边指数;耕地质量;变量筛选;模型构建;广州市;遥感制图

**中图分类号:**F323.211;S127 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-1302(2022)20-0233-07

耕地是经过开垦用以种植农作物并经常耕耘的土地,是农业生产的重要资源,对保障粮食安全、生态安全及可持续发展具有重要作用<sup>[1]</sup>。耕地质量评价是保障耕地可持续利用的重要手段<sup>[2]</sup>,传统的耕地质量制图主要是通过野外采样、实验室化验,再借助数理统计方法,以点带面来评价区域耕地质量状况<sup>[3-4]</sup>。该方法依赖大量监测样点,样点布设主观性强、费时费力、效率较低,难以满足现代农业高效管理的需要。随着遥感技术的快速发展,给精确高效评价耕地质量带来了新思路。

目前,耕地质量遥感评价研究主要是基于作物光谱的耕地质量制图,已有学者尝试利用可见光、近红外植被指数进行耕地质量预测研究。如 Liu 等

使用增强植被指数(EVI)和温度植被干旱指数(TVDI),结合坡度、道路通达度等构建了基于 PSR 框架的耕地质量评价模型,并与传统指标下的压力—状态—响应(PSR)框架耕地质量评价结果精度进行对比,证明了遥感耕地质量制图的可行性<sup>[5]</sup>。李因帅等从影像中提取地表含水量指数(SWCI)和归一化植被指数(NDVI)作为特征变量,构建了小麦种植区的耕地质量评价模型<sup>[6]</sup>。官炎俊等从 Landsat 影像中研究区的 NDVI 并结合研究区的粮食产量数据进行修正,构建了基于粮食产量修正的 NDVI 耕地质量评价模型<sup>[7]</sup>。此外,一些学者使用植被光谱遥感产品进行耕地质量制图研究。如马佳妮等利用时间序列的 MODIS 数据结合气象数据,通过光能利用率(VPM)模型获取研究区作物的植被净初级生产力(NPP),进而得到多年 NPP 的均值,并以此进行耕地质量评价制图<sup>[8]</sup>。Zhu 等使用经验贝叶斯克里金插值(EBK)算法对水稻不同生育期的 MODIS 总初级生产力(GPP)产品进行降尺度,构建了基于水稻生长期 GPP 的耕地质量评价模型<sup>[9]</sup>。

尽管这些方法提供了宝贵的科学经验,但仍没

收稿日期:2021-11-08

基金项目:国家重点研发计划(编号:2020YFD1100203);国家自然科学基金(编号:U1901601);广东省农业科技创新及推广项目(编号:2022KJ102)。

作者简介:林陈捷(1996—),男,广东湛江人,硕士研究生,主要从事土地监测和遥感技术研究。E-mail:1606432650@qq.com。

通信作者:胡月明,博士,教授,主要从事土地资源监测评价。

E-mail:yueminghugis@163.com。

有统一耕地质量的光谱响应指标,需要引入更多的植被光谱,获取对耕地质量更为敏感的光谱指标。因此本研究引入植被红边指数,筛选对耕地质量敏感的最佳红边指数,构建基于红边指数的耕地质量关联模型,并以广东省广州市增城区为例进行耕地质量遥感制图。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

研究区位于广东省广州市增城区(23°05′~23°37′N,113°32′~114°00′E),属于亚热带海洋性季风气候,炎热多雨,长夏无冬,全年可种植作

物。增城区是全国著名的丝苗米之乡,2019 年增城区统计年鉴显示,研究区耕地的主要作物为水稻,因此,本研究选择种植水稻的耕地作为研究对象。在研究区内,根据分层抽样的方法采集 400 个耕地样点,并利用随机抽样按 3:1 的比例对样点划分建模集(图 1-c 中的红点)和验证集(图 1-c 中的黑点)。样点的耕地质量数据从 2018 年增城区耕地质量数据库获得。样点布置过程中,充分考虑了耕地质量的分布情况,并通过耕地利用现状数据库和影像目视解译确定样点耕地的利用类型。此外,为了验证基于红边指数的耕地质量制图精度,另选取了 100 个样点作为制图精度验证点(图 1-c 中的黄点)。

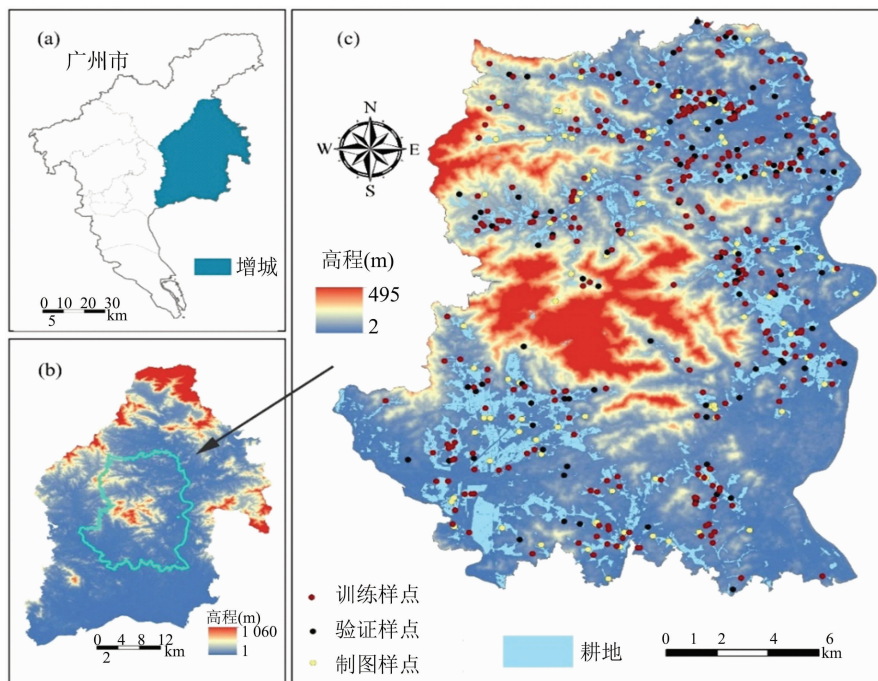


图1 研究区及样点分布

### 1.2 影像数据及预处理

Sentinel-2 是携带多光谱成像仪(MSI)的高分辨率多光谱成像卫星,MSI 可覆盖 13 个光谱波段(从可见光和近红外到短波红外,具有不同的空间分辨率),幅宽可达 290 km(表 1)。Sentinel-2 影像是唯一在红边范围含有 3 个波段的遥感数据,可高效监测植被健康信息。根据前人的研究,水稻抽穗期的影像是评价耕地质量的最佳时期<sup>[10]</sup>,因此,本研究选择覆盖研究区的抽穗期 Sentinel-2 影像(影像获取于 2018 年 10 月 7 日)作为遥感数据来源。Sentinel-2 影像来源于哥白尼开放访问中心(<https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>)。

为了尽量减小大气的影响,还需对影像进行大

气校正。大气校正在 sen2cor 插件上完成,得到消除大气影响、较真实反映地物的 Level-2A 数据。Sentinel-2 的红边波段分辨率为 20 m,为了提高精度,本研究在 snap 上对 Level-2A 数据影像进行重采样,得到红边波段 10 m 分辨率的影像。然后将其各波段的像元亮度(DN)值除以 10 000,还原为地表反射率。计算公式如下:

$$\rho_{\lambda} = Q_{\lambda} / 10\,000. \quad (1)$$

式中: $\rho_{\lambda}$  为  $\lambda$  波段地表反射率; $Q_{\lambda}$  为  $\lambda$  波段 DN 值。

### 1.3 研究方法

1.3.1 红边指数 红边是绿色植物在 670~760 nm 之间反射率增高最快的点,也是一阶导数光谱在该区间内的拐点<sup>[11]</sup>。它与植被的各种理化参

表 1 Sentinel-2 影像多光谱波段主要参数信息

波段编号	波段	中心波长 (nm)	波段宽度 (nm)	空间分辨率 (m)
b <sub>1</sub>	Coastal	443	20	60
b <sub>2</sub>	Blue	490	65	10
b <sub>3</sub>	Green	560	35	10
b <sub>4</sub>	Red	665	30	10
b <sub>5</sub>	Red edge-1	705	15	20
b <sub>6</sub>	Red edge-2	740	15	20
b <sub>7</sub>	Red edge-3	783	20	20
b <sub>8</sub>	NIR-1	842	115	10
b <sub>8</sub>	NIR-2	865	20	20
b <sub>9</sub>	Water vapor	945	20	60
b <sub>10</sub>	Cirrus	1 375	30	60
b <sub>11</sub>	MIR-1	1 610	90	20
b <sub>12</sub>	MIR-2	2 190	180	20

数是紧密相关的,间接反映着耕地状态的信息,因此本研究从遥感红边波段出发,获取耕地质量光谱响应的遥感指标。红边指数的计算公式如表 2 所示。根据上述红边指数计算公式,本研究通过 ENVI

表 2 红边指数及计算公式

红边指数	计算公式	参考文献
红边叶绿素指数(CI <sub>RE</sub> )	$b_7/b_5 - 1$	[12]
归一化红边指数(ND <sub>RE1</sub> )	$(b_6 - b_5)/(b_6 + b_5)$	[12]
归一化红边指数(ND <sub>RE2</sub> )	$(b_7 - b_5)/(b_7 + b_5)$	[12]
改进叶绿素吸收指数(MCARI)	$[(b_6 - b_5) - 0.2 \times (b_6 - b_3)](b_6/b_5)$	[13]
修正比值植被指数(MSR <sub>RE</sub> )	$(b_8/b_5 - 1)/\sqrt{b_8/b_5 + 1}$	[13]
叶绿素敏感指数(MTCI)	$(b_6 - b_5)/(b_5 - b_4)$	[14]
红边归一化植被指数(NDVI <sub>RE1</sub> )	$(b_8 - b_5)/(b_8 + b_5)$	[15-16]
红边归一化植被指数(NDVI <sub>RE2</sub> )	$(b_8 - b_6)/(b_8 + b_6)$	[15-16]
红边归一化植被指数(NDVI <sub>RE3</sub> )	$(b_8 - b_7)/(b_8 + b_7)$	[15-16]
植物衰老反射指数(PSRI)	$(b_4 - b_3)/b_6$	[17]
红边位置指数(REP)	$705 + 35 \times [0.5 \times (b_4 + b_7) - b_5]/(b_6 - b_5)$	[18]
红边光谱指标(RESI)	$(b_7 + b_6 - b_5)/(b_7 + b_6 + b_5)$	[19]
改进红边比值植被指数(SR <sub>RE1</sub> )	$(b_6 - b_1)/(b_5 - b_1)$	[20]
改进红边比值植被指数(SR <sub>RE2</sub> )	$(b_7 - b_1)/(b_5 - b_1)$	[20]

注:计算公式中 b<sub>1</sub>~b<sub>8</sub> 分别代表表 1 中对应波段的波长。

此外,本研究利用方差膨胀因子(VIF)进一步筛选红边指数,从而消减变量间的共线性。当 0 < VIF < 10 时,不存在多重共线性;当 10 ≤ VIF < 100 时,存在较强的多重共线性;当 VIF ≥ 100 时,存在严重的多重共线性。

1.3.3 耕地质量预测模型构建 本研究基于所筛选的最佳红边指数,采用偏最小二乘回归(PLSR)法、岭回归(RR)法和 BP 神经网络(BPNN)构建红边指数和耕地质量的关联模型。偏最小二乘回归

5.3 的 band math 模块从 Sentinel-2 影像中获取 14 个红边指数。

1.3.2 耕地质量最佳红边光谱指标筛选 本研究利用梯度提升树(GBDT)算法对 14 个红边指数进行筛选。GBDT 是一种基于 Booting 改进的决策树算法,其进行特征选择的主要原理是通过计算每个红边指数在单棵树中重要度的平均值,将其作为红边指数的特征重要度(FI),并根据重要度进行特征选择<sup>[21-22]</sup>。特征重要度的公式如下:

$$FI = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M I_j(T_m) \quad (2)$$

式中:  $I_j(T_m)$  是红边指数在单棵树的重要度;  $M$  为树的数量。单棵树的特征重要度通过计算按这个特征分裂之后损失的减少值得出。公式如下:

$$I_j(T_m) = \sum_{i=1}^{L-1} i_t v_t \quad (3)$$

式中:  $L$  为叶子节点的数量;即  $L-1$  为非叶子节点的数量;  $v_t$  是和节点  $t$  关联的特征;  $i_t$  是节点分裂之后损失值的平方。

法是由伍德和阿巴诺等在 1983 年提出的一种新型的多元分析方法,该方法结合了多元线性回归分析、典型相关分析以及主成分分析的特点<sup>[22]</sup>。偏最小二乘回归算法通过对系统中的数据信息进行分解和筛选,从而达到消除变量多重共线性的效果,因此偏最小二乘回归可以用于解决很多普通多元回归无法解决的问题。该算法的最终目标是输出一个线性模型,如公式(4)所示。

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (4)$$

式中:  $Y$  为经过归一化的因变量(耕地利用等指数);  $X$  为经过归一化处理的自变量(红边指数);  $\beta$  为系数矩阵;  $\varepsilon$  为残差矩阵。

岭回归是一种基于最小二乘法的改良算法,其通过放弃最小二乘的无偏性,以损失部分精度为代价,获得普适性更高的回归模型<sup>[23-24]</sup>,其模型可表示为

$$Y = X\gamma(k) + e_o. \quad (5)$$

式中:  $Y$  为经过归一化的因变量(耕地利用等指数);  $X$  为经过归一化处理的自变量(红边指数);  $e$  为耕地利用等指数观测误差;  $\gamma(k)$  为岭回归系数;  $\gamma(k)$  的解法如下:

$$\gamma(k) = (X^T X + kI)^{-1} X^T Y. \quad (6)$$

式中:  $Y$  为经过归一化的因变量(耕地利用等指数);  $X$  为经过归一化处理的自变量(红边指数);  $I$  是单位矩阵;  $k$  是参数,通过岭迹图确认。

BP 神经网络由 Rumelhart 和 McClelland 为首的科学家于 1986 年提出,该算法利用梯度下降法搜索权值,并使用反向传播来传播偏差反复调整网络,直到模型的仿真性尽可能高时结束学习<sup>[25-26]</sup>。网络主要包含输入层、隐含层、输出层 3 个部分,隐含层和输出层之间的传输函数如公式(7)所示。

$$O_j = f_i \left[ \sum_{i=1}^m (\omega_{ji} O_i + \theta_j) \right]. \quad (7)$$

式中:  $O_i$  为输入层信息,即红边指数;  $O_j$  为隐含层信息;  $\omega_{ji}$  表示输入层对隐含层的权值;  $f_i$  为输入层对隐含层的传递函数,在本研究中选用 Trainlm 函数;  $\theta_j$  为隐含层阈值;  $m$  为输入层节点数量。

$$O_k = f_i \left[ \sum_{j=1}^w (\omega_{kj} O_j + \theta_k) \right]. \quad (8)$$

式中:  $O_k$  为耕地利用等指数预测值;  $f_i$  为隐含层对输出层传递函数,在本研究中选用 Purelin 函数;  $\omega_{kj}$  表示隐含层对输出层的权值;  $\theta_k$  为输出层的阈值;  $w$  为隐含层节点数量。

如果隐含层神经元数量过少,网络不能具有必要的学习能力和信息处理能力。反之,会大大增加网络结构的复杂性,并且更易陷入局部极小点,使网络的学习速度变得很慢。本研究所选用的隐含层神经元数量由经验公式确定。

$$n_i \leq n_h \leq 2n_i + 1. \quad (9)$$

式中:  $n_i$  为红边指数数量;本研究为 7;  $n_h$  为隐含层神经元数量。

若预测值与实测值相差较大,则进行误差前馈,由输出层向输入层逐层修正连接权值,从而减小均方误差。如公式(10)所示:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^n (O - O_k)^2. \quad (10)$$

式中:  $O$  为实测耕地利用等指数;  $O_k$  为耕地利用指数预测值;  $N$  为训练次数;  $n$  为样点数量。

1.3.4 精度验证 本研究利用决定系数( $R^2$ )和归一化均方根误差(NRMSE)评估模型预测效果。其中, $R^2$ [公式(11)]用于表明预测值与实测值之间的线性拟合程度,而 NRMSE[公式(12)]用于衡量预测值与实测值之间的偏差。

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}; \quad (11)$$

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}}{\bar{y}}. \quad (12)$$

式中:  $y_i$  表示实测值;  $\hat{y}_i$  表示预测值;  $\bar{y}$  表示平均值;  $n$  为样点数量。 $R^2$  越大,  $NRMSE$  越小,表示模型的预测能力越好<sup>[27-28]</sup>。

## 2 结果与分析

### 2.1 耕地质量光谱响应的最佳红边指数

本研究利用 Python 3.7 软件中 scikit-learn 模块的网格调参(Grid Search)确定梯度提升树算法的最佳参数后,对 14 个红边指数进行特征选取,根据多次试验结果对比分析,设定特征重要度的阈值为 0.080。当红边指数的重要度 < 0.080 时,该指数将被去除,然后使用 VIF 检验红边指数的共线性,检验标准为去除 VIF > 10 的变量<sup>[29]</sup>,得到了 7 个与耕地质量有高相关性的红边指数(最佳红边指数),分别为  $X_1$ : MCARI2、 $X_2$ : MTCL、 $X_3$ : NDVI<sub>RE2</sub>、 $X_4$ : NDVI<sub>RE3</sub>、 $X_5$ : PSRI、 $X_6$ : REP、 $X_7$ : SR<sub>RE1</sub>,如图 2 所示。

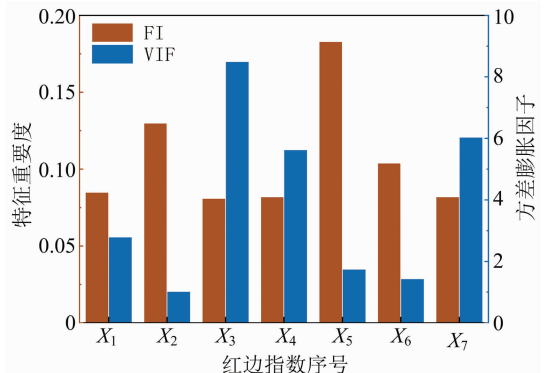


图2 最佳红边指数

### 2.2 耕地质量最佳预测模型

本研究将最佳红边指数作为自变量,耕地利用

等指数作为因变量,使用 PLSR、RR 和 BPNN 构建两者的关系模型。其中,基于 PLSR 的耕地质量关系模型为

$$Y = -0.0532 \times X_1 - 0.0060 \times X_2 + 0.1287 \times X_3 - 0.1233 \times X_4 + 0.0782 \times X_5 - 0.0095 \times X_6 - 0.0503 \times X_7 \quad (13)$$

基于 RR 的耕地质量关系模型为

$$Y = -0.3190 \times X_1 - 0.1038 \times X_2 - 1.1210 \times X_3 - 1.0124 \times X_4 + 0.7734 \times X_5 - 0.0890 \times X_6 - 0.2089 \times X_7 \quad (14)$$

本研究中,BPNN 包含了 3 个隐含层和 9 个神

经元节点,迭代次数为 1 000 次,模型的建立和运行在 MATLAB R2017a 上完成。3 个模型预测结果如图 3 所示。其中,基于 BPNN 模型所建立的预测模型表现出了最好的预测能力,其  $R^2$ 、NRMSE 分别为 0.70、10.00%;PLSR 模型和 RR 模型的拟合精度较为接近, $R^2$  均小于 0.45。

本研究使用 100 个样点作为验证集,验证结果见图 4。BPNN 模型( $R^2 = 0.63$ )的验证效果明显优于其他 2 种模型,这与训练集的精度结果相似,进一步说明了建模效果的可靠性。

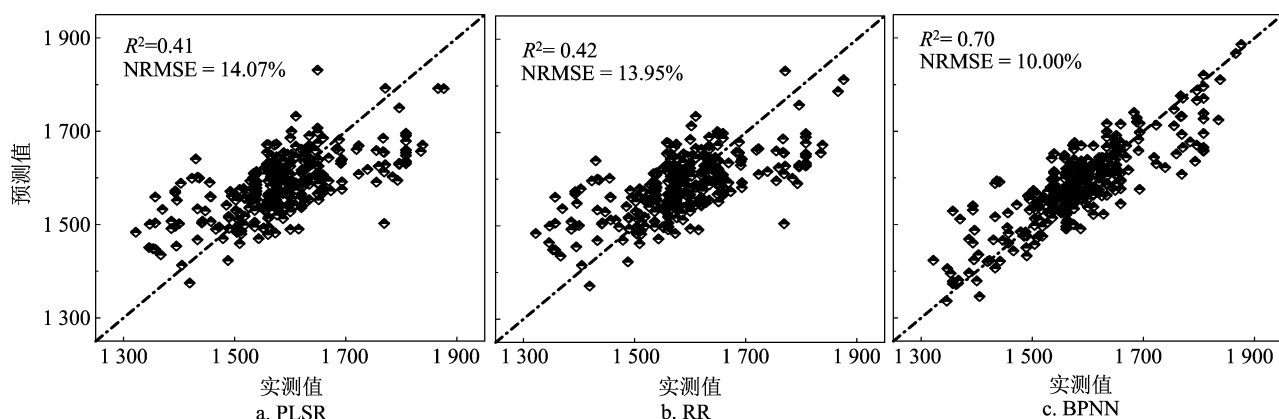


图3 建模集预测与实测值散点图

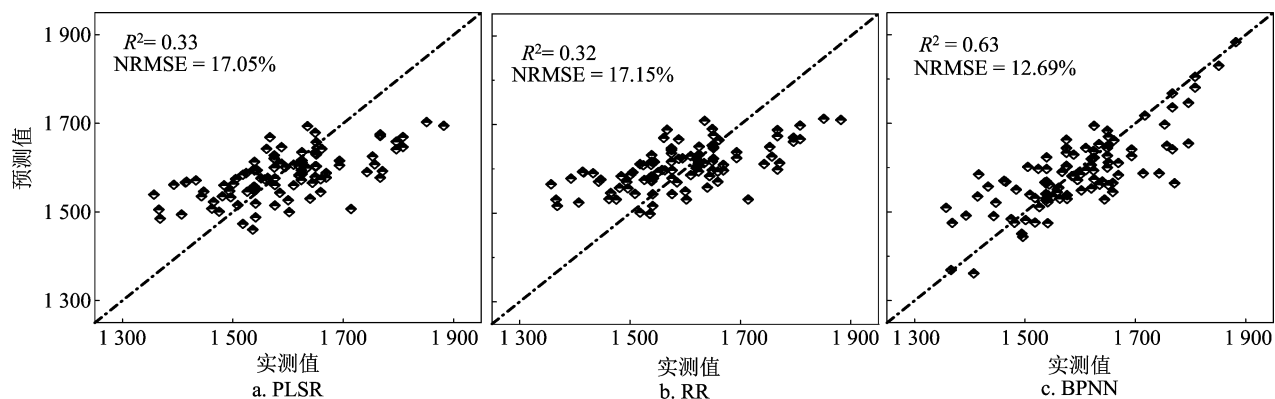


图4 验证集预测与实测值散点图

由图 3 和图 4 可知,BPNN 模型散点分布更为接近 1:1 线,这说明在本研究中,BPNN 模型具有较高的预测能力。PLSR 模型和 RR 模型在耕地利用指数为 1 500~1 700 区间具有较好的拟合能力,而对于两端的数据(利用指数小于 1 500 或大于 1 700)的偏差值较大。已有研究表明,BPNN 在处理复杂的非线性建模时有着很好的拟合能力<sup>[23,30]</sup>,而 PLSR 和 RR 通常用来确定自变量和因变量之间的线性关系。本研究中,非线性模型(BPNN)的验证精度明显高于其他 2 种线性模型(PLSR 和 RR),

其原因可能是耕地质量和红边指数之间存在明显的非线性的关联关系。

### 2.3 研究区耕地质量遥感空间制图

本研究利用 REI-BPNN 模型对影像进行耕地质量遥感空间制图,并根据农用地分等定级规程(GB/T 28407—2012《农业用地质量分级规定》)将结果划分为 4 个等级(图 5-a)。结果表明,研究区的西南部耕地等级较高,10 等耕地主要集中在西南部,9 等耕地分布较为均匀,研究区北部耕地等级相较于南部偏低,遥感耕地制图的耕地等级分布趋势与



耕地质量数据库(图 5-b)较为一致。为了验证使用 BPNN 模型进行耕地质量制图的精度,本研究选取了 100 个样点(图 1-c 中的黄点)计算其  $R^2$  和 NRMSE。

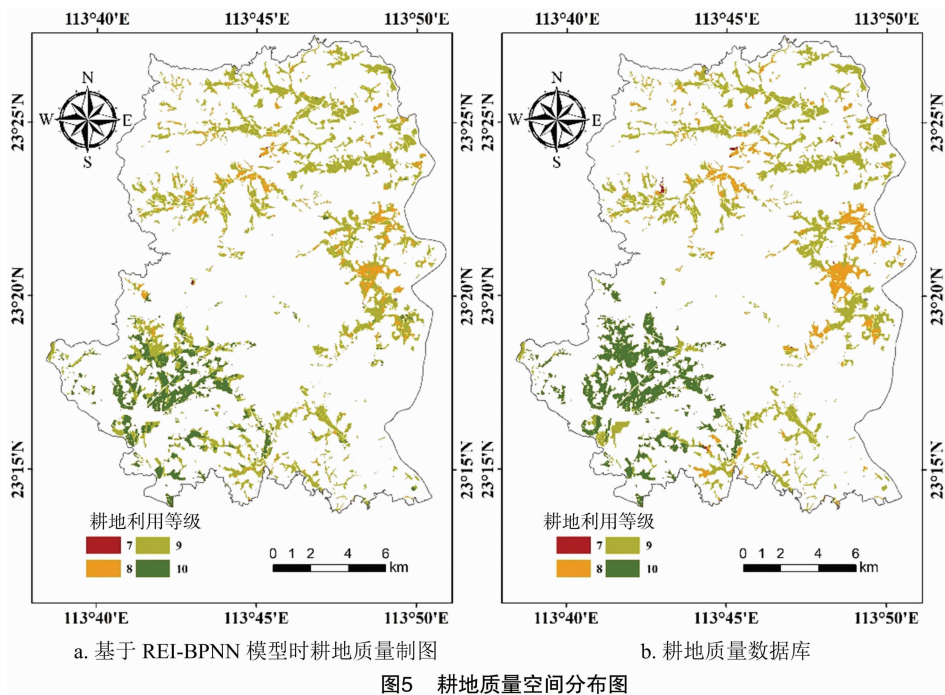


图5 耕地质量空间分布图

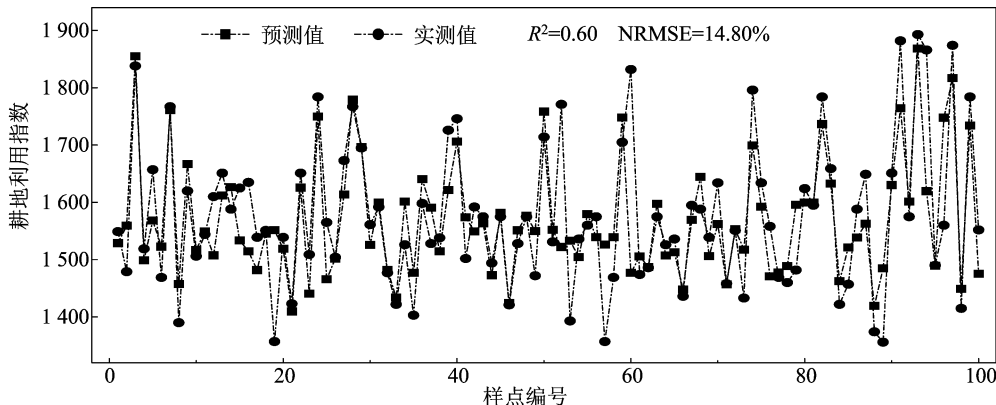


图6 制图精度折线

### 3 讨论

耕地质量评价是保护耕地的重要措施,高效、快速监测耕地质量具有重要意义。针对当前耕地质量评价费时费力的问题,已有学者尝试使用遥感技术进行耕地质量评价。当前已有研究利用作物光谱进行耕地质量评价,本研究首次引入了红边指数进行耕地质量预测,其构建的耕地质量光谱响应预测模型,NRMSE 为 10.00%,与前人的研究<sup>[4]</sup>相比,精度有所提高。

通过对比 3 种模型(PLSR、RR、BPNN),BPNN 模型表现出最佳的预测效果),而 RR 和 PLSR 等 2

结果显示,REI-BPNN 模型的耕地质量制图精度  $R^2$  为 0.60,NRMSE 为 14.80%,表明利用 REI-BPNN 模型进行耕地质量遥感空间制图具有可行性(图 6)。

种线性模型,在建模精度上较为接近。这表明耕地质量与光谱变量之间可能存在非线性关系,这与前人的研究<sup>[4,9]</sup>基本一致。

为了验证模型在区域尺度预测耕地质量的精度,将 REI-BPNN 模型运用与 Sentinel-2 影像相结合,对研究区进行基于红边指数的耕地质量制图。对比前人的研究<sup>[4]</sup>,制图精度有所提高( $R^2 = 0.60$ ,NRMSE = 14.80%),红边指数的加入在一定程度上提高了耕地质量预测的精度,说明红边指数在耕地质量预测上具有一定优势。

由于 BPNN 模型的初始参数(如神经元节点数)具有很大大不确定性,可能出现过拟合或欠拟合

的情况,对模型的精度和稳定性产生一定影响<sup>[31]</sup>。因此,下一步研究中,将考虑对 BPNN 模型进行优化改进(如粒子群优化),以提高其精度和稳定性。

尽管本研究证明了红边波段驱动下遥感耕地质量评价具有极大的潜力,但仅以水稻种植区为研究对象,为了进一步验证红边波段和耕地质量的关系,在下一步研究中,我们将把研究范围扩大到其他利用类型的耕地(如花生地、玉米地)中,建立普适性更强的耕地质量评价模型。

#### 4 结论

利用遥感技术实现快速、高效耕地质量评价对于保护耕地具有重要意义,本研究以广州市增城区为研究对象,利用 3 种算法(PLSR、RR、BPNN)构建红边指数与耕地质量的关联模型,在此基础上,利用 Sentinel-2 影像进行耕地质量制图。结果表明:(1)本研究利用 GBDT 算法和 VIF 筛选的 7 个最佳红边指数是可靠的。(2)基于最佳红边指数,利用 PLSR、RR、BPNN 等 3 种算法构建的模型中,BP 神经网络构建的模型表现出了最佳的精度( $R^2$ 、NRMSE 分别为 0.70、10.00%),反映了耕地质量和红边指数之间存在非线性关联关系。(3)基于耕地质量遥感最佳光谱响应模型,利用 Sentinel-2 影像进行空间尺度的耕地质量制图,其制图精度可靠( $R^2$  为 0.60, NRMSE 为 14.80%)。本研究为耕地质量提供了一种新的评价方式,为耕地质量快速精准评价提供新的思路。

#### 参考文献:

- [1] 李因帅,张颖,赵庚星,等. 鲁中南山丘区耕地地力的遥感反演模型与应用[J]. 农业工程学报,2020,36(23):269-278.
- [2] 张紫妍,苏友波,字春光,等. 耕地质量评价体系研究进展[J]. 安徽农业科学,2018,46(31):1-3,7.
- [3] 胡凤桂. 寿县主要耕作区耕地质量调查与评价[J]. 安徽农学通报,2020,26(13):119-123.
- [4] 李卓倩,赵贤好,张莉坤,等. 基于 LESA 综合评价模型的耕地质量定级方法[J]. 水土保持研究,2020,27(4):363-367,375.
- [5] Liu S S, Peng Y P, Xia Z Q, et al. The GA-BPNN-based evaluation of cultivated land quality in the PSR framework using Gaofen-1 satellite data[J]. Sensors,2019,19(23):5127.
- [6] 李因帅,赵庚星,王卓然,等. 基于 SWCI-NDVI 特征空间的县域耕地地力遥感反演[J]. 应用生态学报,2021,32(1):252-260.
- [7] 官炎俊,邹自力,张晓平,等. 基于归一化植被指数的耕地质量反演模型研究[J]. 土壤通报,2018,49(4):779-787.
- [8] 马佳妮,张超,吕雅慧,等. 基于长时间序列遥感数据反演 NPP 的耕地质量评价[J]. 农业机械学报,2019,50(1):202-208.
- [9] Zhu M B, Liu S S, Xia Z Q, et al. Crop growth stage GPP-driven spectral model for evaluation of cultivated land quality using GA-BPNN[J]. Agriculture,2020,10(8):318.
- [10] Xia Z Q, Peng Y P, Liu S S, et al. The optimal image date selection for evaluating cultivated land quality based on Gaofen-1 images[J]. Sensors,2019,19(22):4937.
- [11] 胡昊,白由路,杨俐苹,等. 不同氮营养冬小麦冠层光谱红边特征分析[J]. 植物营养与肥料学报,2009,15(6):1317-1323.
- [12] Gitelson A A, Gritz Y, Merzlyak M N. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves[J]. Journal of Plant Physiology,2003,160(3):271-282.
- [13] Wu C Y, Niu Z, Tang Q, et al. Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices: modeling and validation[J]. Agricultural and Forest Meteorology,2008,148(8/9):1230-1241.
- [14] Dash J, Curran P J. Evaluation of the MERIS terrestrial chlorophyll index (MTCI)[J]. Advances in Space Research,2007,39(1):100-104.
- [15] Navarro G, Caballero I, Silva G, et al. Evaluation of forest fire on Madeira Island using Sentinel-2A MSI imagery[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2017,58:97-106.
- [16] Gitelson A, Merzlyak M N. Spectral reflectance changes associated with autumn senescence of *Aesculus hippocastanum* L. and *Acer platanoides* L. leaves. spectral features and relation to chlorophyll estimation[J]. Journal of Plant Physiology,1994,143(3):286-292.
- [17] Zhang Z J, Liu M L, Liu X N, et al. A new vegetation index based on multitemporal Sentinel-2 images for discriminating heavy metal stress levels in rice[J]. Sensors,2018,18(7):2172.
- [18] Guyot G, Baret F, Jacquemoud S. Imaging spectroscopy for vegetation studies[C]//Toselli F, Bodechtel J. Imaging spectroscopy: Fundamentals and prospective applications, Dordrecht. The Netherlands: Kluwer Academic,1992:145-165.
- [19] Xiao C W, Li P, Feng Z M, et al. Sentinel-2 red-edge spectral indices (RESI) suitability for mapping rubber boom in Luang Namtha Province, northern Lao PDR[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2020,93:102176.
- [20] Carson N, Rosenbaum R S, Moscovitch M, et al. Self-referential processing improves memory for narrative information in healthy aging and amnesic Mild Cognitive Impairment[J]. Neuropsychologia,2019,134:107179.
- [21] 张宏鸣,刘雯,韩文霆,等. 基于梯度提升树算法的夏玉米叶面积指数反演[J]. 农业机械学报,2019,50(5):251-259.
- [22] 金秀,朱先志,李绍稳,等. 基于梯度提升树的土壤速效磷高光谱回归预测方法[J]. 激光与光电子学进展,2019,56(13):141-150.
- [23] Salmerón Gómez R, García Pérez J, López Martín M D M, et al. Collinearity diagnostic applied in ridge estimation through the variance inflation factor[J]. Journal of Applied Statistics,2016,43(10):1831-1849.

郭瑞齐,管仁伟,李红霞,等. 基于 ITS 序列分析传统轮作对参田土壤真菌群落组成及多样性的影响[J]. 江苏农业科学,2022,50(20):240-245.  
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2022.20.036

# 基于 ITS 序列分析传统轮作对参田土壤 真菌群落组成及多样性的影响

郭瑞齐,管仁伟,李红霞,林慧彬

(山东省中医药研究院,山东济南 250014)

**摘要:**评估传统轮作方式对西洋参参田土壤中真菌群落的影响,为研究老参田土壤改良制定合理轮作提供依据。采用基因间隔序列(ITS)测序分析新茬地西洋参采收后大田土(A组)、轮作1年大田土(B组)、轮作2年大田土(C组)、未种植过西洋参的大田土(D组)土壤真菌群落结构组成差异,采用 FUNGuild 解析大田土壤真菌群落功能。结果表明,随着传统轮作年限的增加,大田土壤真菌群落整体多样性及丰富度渐次增加。测序结果表明,子囊菌门(Ascomycota)是西洋参大田土壤真菌群落中的优势菌门,在各组土壤中所占比例约为50%。毛壳菌属(*Chaetomium*)、镰刀菌属(*Fusarium*)、被孢霉属(*Mortierella*)、*Saitozyma*、unclassified\_f\_*Chaetomiaceae* 为老参田土壤优势属,随着轮作年限的增加,优势菌门和优势属门丰度出现一定的差异。西洋参老参田土壤真菌以腐生型为主,其次是病原菌型,菌群功能呈现渐次性变化。新茬大田土与传统轮作参田土壤中微生物组成和结构均具有明显差异,对于探究参田土壤改良种植具有理论指导意义,也为建立西洋参与农作物的合理轮作制度提供了试验数据。

**关键词:**西洋参;高通量测序;真菌群落;传统轮作;多样性分析

**中图分类号:**S154.3 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-1302(2022)20-0240-06

西洋参(*Panax quinquefolium* L.)为五加科人参属多年生宿根植物,具有补气养阴、清热生津等

功效。西洋参忌地性极强,是阻碍其产业发展的限制因素,因此重茬土壤修复再利用已成为西洋参研究的重点问题。前期研究表明,自毒物质积累、土壤理化性状转变、土壤微生物群落变化以及土传病害的增加,皆是导致西洋参连作障碍的关键因素。其中土壤微生物群落的变化是导致西洋参连作障碍的主要因素,连作引起土壤微生物多样性及组成发生变化,进而影响土壤生产力<sup>[1]</sup>。

土壤微生物影响西洋参生长的关键生态过程,其生长过程中土壤类型从“细菌型”转变为“真菌型”,土壤中滋生大量的土传病害及拮抗因子<sup>[2]</sup>。真菌在西洋参种植土壤环境、土传病害等方面至关

收稿日期:2021-11-05

基金项目:国家重点研发计划(编号:2017YFC1701500、2017YFC1701502、2017YFC1701504、2017YFC1702701);泰山学者工程(编号:ts201511107);中央本级重大增减支项目(编号:2060302);山东省中医药科技发展计划(编号:2019-0988、2019-0987);国家中医局“道地药材生态种植及质量保障项目”(编号:2021-10);济南市农业应用技术创新计划(编号:CX202112)。

作者简介:郭瑞齐(1989—),女,山东菏泽人,硕士,实习研究员,主从事中药质量与资源研究。E-mail:guoruiqi14@163.com。

通信作者:林慧彬,博士,研究员,主要从事中药质量与资源研究。E-mail:linhuiyin68@163.com。

[24]Kang J, Jin R, Li X, et al. Spatial upscaling of sparse soil moisture observations based on ridge regression[J]. Remote Sensing, 2018, 10(2):192.

[25]Li Z, Hu Y M, Wu Z, et al. Estimation methods for soil mercury content using hyperspectral remote sensing[J]. Sustainability, 2018, 10(7):2474-2487.

[26]吕雅慧, 郎文聚, 张超, 等. 基于 TOPSIS 和 BP 神经网络的高标准农田综合识别[J]. 农业机械学报, 2018, 49(3):196-204.

[27]高玉明, 张仁津. 基于遗传算法和 BP 神经网络的房价预测分析[J]. 计算机工程, 2014, 40(4):187-191.

[28]Razakamanarivo R H, Grinand C, Razafindrakoto M A, et al.

Mapping organic carbon stocks in *Eucalyptus* plantations of the central highlands of Madagascar: a multiple regression approach[J]. Geoderma, 2011, 162(3/4):335-346.

[29]欧东璟. 基于多分类器融合的高光谱遥感图像分类[D]. 济南:山东大学, 2019.

[30]Khosravi V, Doulati Ardejani F, Yousefi S, et al. Monitoring soil lead and zinc contents via combination of spectroscopy with extreme learning machine and other data mining methods[J]. Geoderma, 2018, 318:29-41.

[31]范峻恺, 徐建刚. 基于神经网络综合建模的区域城市群发展脆弱性评价:以滇中城市群为例[J]. 自然资源学报, 2020, 35(12):2875-2887.