

新疆博斯腾湖湖滨绿洲不同土地利用类型 土壤电导率高光谱估算*

樊泳灼, 李新国

新疆师范大学地理科学与旅游学院 / 新疆干旱区湖泊环境与资源实验室, 新疆 乌鲁木齐 830054

摘要: 为了更精准了解博斯腾湖湖滨绿洲不同土地利用类型的土壤含盐量, 应用竞争性自适应重加权采样 (CARS)、连续投影算法 (SPA)、竞争性自适应重加权-连续投影算法 (CARS-SPA) 3 种方法筛选不同土地利用类型土壤电导率高光谱数据的特征波段, 基于全波段和特征波段结合 BP 神经网络分别构建湖滨绿洲的耕地、林地、荒地和整体土地的土壤电导率估算模型, 对比不同方式的估算模型精度。研究结果表明: 1) 耕地、林地、荒地及整体土地的土壤电导率均值分别为 0.84、5.43、5.78、3.26 mS/cm。湖滨绿洲整体土地的电导率相比耕地平均值增加了 2.42 mS/cm, 相比林地和荒地减少了 2.17、2.52 mS/cm。2) 通过 CARS-SPA 方法可以降低输入模型的波段数, 提高模型的效率, 筛选耕地、林地、荒地及整体土地的土壤电导率的特征波段数仅占全波段的 0.71%、0.59%、0.06%、1.00%。3) 对耕地、林地、荒地的土壤电导率构建单独的估算模型明显提高了研究区土壤电导率的估算精度, 在 FDR-CARS-BP、FDR-SPA-BP、FDR-CARS-SPA-BP 共 3 种模型中, 耕地、林地、荒地土壤电导率建模的平均 R^2 相比整体土地建模分别提高 0.12、0.14、0.15, FDR-CARS-SPA-BP 模型为研究区土壤电导率高光谱估算最优模型。

关键词: 土壤电导率; 土地利用类型; 高光谱数据; 竞争性自适应重加权-连续投影算法; BP 神经网络
中图分类号: TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-0137(2023)06-0031-09

Hyperspectral estimation of soil conductivity of different land use types in lakeside oasis of Bosten Lake in Xinjiang

FAN Yongzhuo, LI Xinguo

College of Geographical Sciences and Tourism / Laboratory of Lake Environment and Resources
in Arid Regions of Xinjiang, Xinjiang Normal University, Urumqi 830054, China

Abstract: To more accurately understand the soil salinity of different land use types in the lakeside oasis of Bosten Lake, Xinjiang, three methods of competitive adaptive reweighted sampling (CARS), successive projection algorithm (SPA), and competitive adaptive reweighted-successive projection algorithm (CARS-SPA) were applied to screen the characteristic bands of soil conductivity hyperspectral data of different land use types, based on the full band and characteristic bands. The estimation models of soil conductivity of the lakeshore oasis were constructed based on the full band and characteristic bands combined with BP neural network to compare the accuracy of estimation models in different ways. The results showed that: (1) the mean values of soil conductivity of cropland, forest land, wasteland, and overall land are 0.84, 5.43, 5.78, and 3.26 mS/cm, respectively; the overall soil

* 收稿日期: 2023-04-06

录用日期: 2023-04-26

网络首发日期: 2023-07-26

基金项目: 新疆维吾尔自治区自然科学基金(2022D01A214); 国家自然科学基金(41661047)

作者简介: 樊泳灼(1999年生), 女; 研究方向: 土壤资源变化及其遥感应用; E-mail: yzfan@stu.xjnu.edu.cn

通信作者: 李新国(1971年生), 男; 研究方向: 干旱区资源变化及遥感应用; E-mail: lxxg@xjnu.edu.cn

conductivity of the lakeshore oasis is 2.42 mS/cm higher than the mean value of cropland, 2.17 and 2.52 mS/cm lower than forest land and wasteland. (2) The CARS-SPA method can reduce the number of bands input to the model and improve the efficiency of the model. The number of characteristic bands for screening the electrical conductivity of cropland, forestland, wasteland, and overall land soil only accounts for 0.71%, 0.59%, 0.06%, and 1.00% of the full bands. (3) Constructing separate estimation models for soil conductivity of cropland, forest land, and wasteland significantly improves the estimation accuracy of soil conductivity in the study area. Among the three models of FDR-CARS-BP, FDR-SPA-BP, and FDR-CARS-SPA-BP, the average R^2 of soil conductivity modeling for cropland, forest land, and wasteland increased by 0.12, 0.14, and 0.15, respectively, compared with the overall soil modeling, the FDR-CARS-SPA-BP model is the optimal model for hyperspectral estimation of soil conductivity in the study area.

Key words: soil conductivity; land use types; hyperspectral data; CARS-SPA; BP neural network

土壤电导率是土壤重要的理化性质之一,它包含了丰富的物理和化学信息(朱成立等, 2017), 现多采用测量土壤电导率来间接反映土壤盐分含量, 该方法省时省力, 已成为土壤含盐量监测的重要方法(Srivastava et al., 2017; 张一清等, 2023)。传统的土壤含盐量测定费时费力, 而高光谱遥感技术可以快速、准确地获取盐分信息(田安红等, 2019), 在土壤盐渍化防治方面发挥重要作用(Jin et al., 2015; 亚森江·喀哈尔等, 2019)。Heil等(2019)利用电磁感应法对土壤电导率进行现场测量, 效果明显好于室内实验测量。光谱数据通过数学变换和特征筛选能有效提高模型精度, 经一阶导数变换后能够消除部分线性或接近线性的噪声光谱从而提高模型的精度(张贤龙等, 2018)。吴俊等(2022)采用CARS-BPNN方法能够较好地预测江西省土壤有机碳含量, CARS算法能够在一定程度通过降低训练样本的复杂度从而提升土壤SOC的预测精度。王涛等(2019)利用去包络线结合连续投影算法(SPA, successive projection algorithm)可以更优的选择特征光谱, 可以快速、准确的实现对土壤电导率的检测, SPA算法可以最大程度的消除共线性对模型的干扰。干旱区土壤电导率与土壤光谱之间存在着复杂的非线性关系(曹肖奕等, 2020), BP神经网络模型可以很好的解决土壤盐分监测中复杂的非线性函数逼近问题, 提升对土壤电导率高光谱模型的定量估算精度(Farifteh et al., 2007; 曹肖奕等, 2020)。

目前大多数研究将区域土壤电导率作为一个整体进行电导率反演模型的构建与验证(王懂等, 2022), 且大多数研究多以对光谱数据进行数学变换后利用相关性筛选特征波段建模(孙亚楠等,

2022), 但利用竞争性自适应重加权采样(CARS, competitive adaptive reweighted sampling)、连续投影算法(SPA)和竞争性自适应重加权-连续投影算法(CARS-SPA, competitive adaptive reweighting sample- successive projection algorithm)3种筛选特征波段算法对湖滨绿洲单一土地利用类型土壤电导率的高光谱估算缺乏深入研究, 本文以新疆博斯腾湖湖滨绿洲耕地、林地、荒地的土壤电导率为研究对象, 利用ASDFieldSpec3地物光谱仪采集并分析350~2500 nm波长范围的光谱反射率, 分别利用CARS、SPA、CARS-SPA等3种方法对耕地、林地、荒地及整体土地筛选特征波段构建BP神经网络模型分析, 找出研究区不同土地利用类型土壤电导率估算的优选方法, 以期为湖滨绿洲不同土地利用类型土壤电导率的光谱高效估算及方法选择提供参考。

1 材料与方 法

1.1 研究区概况

博斯腾湖湖滨绿洲位于新疆焉耆盆地东南部博湖县(41°45'~42°10' N, 86°15'~86°55' E), 是典型的人工绿洲和自然绿洲混合的湖滨绿洲, 面积约为1360 km²(图1), 多年平均降水量83.55 mm, 年均温约8.0~8.6 °C, 光照充足, 属于大陆性荒漠气候(赵慧等, 2021a)。研究区耕地、林地的土壤类型主要是潮土、草甸土、棕漠土等, 其成土母质分别为: 河流搬运沉积物、冲积湖积物及砂砾质洪积物, 荒地的土壤类型主要以盐土为主, 其富含盐分的母质环境使研究区土壤盐渍化较为普遍(李志等, 2018)。研究区土壤盐分平均含量为2.84 g/kg(李新国等, 2012)。

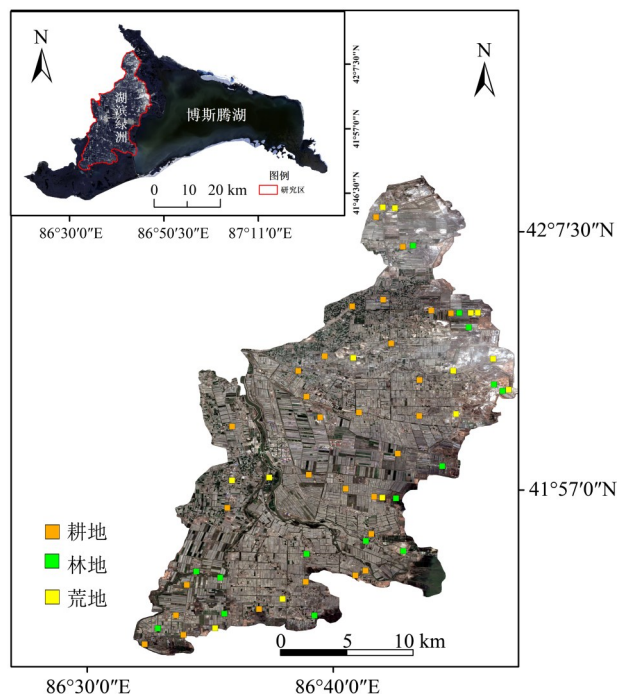


图1 研究区位置及采样点分布
Fig. 1 Location of the study area and distribution of sampling sites

1.2 土壤样品采集与测定

根据研究区土壤现状,在不同土地利用类型的区域,选取具有典型性、代表性样地,并均匀布设样点;每个样点按照每10 cm为一层,采集0~20 cm层的土壤样品。耕地、林地、荒地的采样点个数分别为28、15、14个(图1),共采集114份土样。土壤采样时间为2021年4月13~17日,野外数据采集时地表无植被覆盖,能最大限度减小植被对光谱的影响;采集时去除地表的植物根系及石块等杂质,利用GPS记录样点经纬度并记录采样点周围环境,每个样点运用四分法选取约200 g土样装袋标号密封带回实验室,将样品进行自然风干、研磨并过2 mm筛后封装为两部分,一部分用于土壤电导率的测定,另一部分用于高光谱测定(赵慧等, 2021b)。土壤电导率测定按照5:1的水土浸提液比例进行配置,并测定浸提液25℃时的电导率(EC,单位为mS/cm)(亚森江·喀哈尔等, 2019)。

1.3 光谱数据采集及预处理

使用ASDFieldSpec3地物光谱仪(350~2500 nm),于无风且晴朗天气测定采集的不同土地利用类型样品的高光谱数据,采样时间为北京时间12:00~14:00,每个样品的光谱曲线以对其采集的10条光谱数据的平均值为准(牛芳鹏等,

2021)。由于环境存在复杂的影响因素,将受噪声及水汽影响较大的1250~1450、1700~1950和2401~2500 nm波段剔除(孙亚楠等, 2022)。为提升光谱曲线信噪比,利用The Unscrambler软件对光谱数据进行Savitzky-Golay(SG)滤波9点平滑处理。Cloutis(1996)研究表明,对光谱数据进行低阶微分处理可有效减少噪声的干扰,因此再对SG平滑处理后数据进行一阶导数变换,最终保留1698个波段参与后续特征波段筛选。

1.4 土壤电导率特征筛选方法

采用CARS、SPA、CARS-SPA等3种方法对耕地、林地、荒地、整体土地分别筛选特征变量构建模型,有效解决光谱信息量大、数据冗余等问题,以提高估算模型的精度和速度(唐海涛等, 2021)。

CARS算法的关键在于利用指数衰减函数(EDP, exponentially decreasing function)和自适应重加权采样法(ARS, sdaptive reweighted sampling)2个步骤对关键变量进行选择,将蒙特卡罗采样次数设置为100,对采样次数反复迭代,并用蒙特卡罗交叉验证法筛选交叉验证均方根误差(RMSECV, root mean square error of cross-validation)最小的最优变量组合(Jin et al., 2015)。在一定程度上可以减少光谱数据冗余,提高模型的验证精度。

SPA算法是一种前向变量选择算法,可以从光谱数据中选择共线性最少的波段作为特征波段,在一定程度上压缩光谱数据数量,从而提高模型运行效率(牛芳鹏等, 2021; 赵慧等, 2021b)。本次运用Matlab软件进行波段筛选及模型的构建(唐海涛等, 2021)。

CARS-SPA算法是利用SPA算法对CARS筛选过后的特征变量进行二次筛选,可以进一步的优化变量结构,减少输入的特征波段数目,提高模型的运行效率和精度。

1.5 模型构建及精度验证

BP神经网络属于多层神经网络,一般由输入层、隐层、输出层三层结构组成,在处理非线性问题上有着较好的应用,也是目前土壤高光谱定量估算中应用较多的非线性模型(田安红等, 2020)。

采集耕地、林地、荒地、整体土地总样本数分别为56、30、28和114个,采用浓度梯度法对土壤样本按照3:1比例划分训练集与验证集(肖云飞等, 2020),将耕地、林地、荒地及整体土地的光谱数据通过CARS、SPA、CARS-SPA等不同算法筛选的特征波长为自变量,土壤电导率含量为

因变量,输入到BP神经网络模型中进行估算。对模型的精度评价通常以决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)、相对分析误差(RPD)来表示,其中

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_m - y_e)^2}{\sum_{i=1}^n (y_m - \bar{y})^2},$$

式中 y_m 和 y_e 分别表示土壤电导率的实测值和估算值, \bar{y} 表示土壤电导率实测值的平均值;

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_m - y_e)^2},$$

式中 n 是样本数量;

$$\text{RPD} = \text{SD}/\text{RMSE}_v,$$

式中SD是验证集实测值的标准偏差, RMSE_v 为验证集的均方根误差。其中 R^2 和RPD越大, RMSE越小(赵慧等, 2021a; 唐海涛等, 2021), 则说明模型较为稳定, 估算性能较好。当 $\text{RPD} < 1.40$ 则说明模型估算性能较差; 当 $1.40 \leq \text{RPD} < 2.00$ 则说明

模型估算性能一般, 只能粗略进行估算; 当 $\text{RPD} \geq 2.00$ 时模型能较好的实现对土壤电导率含量的估算(亚森江·喀哈尔等, 2019)。

2 结果与分析

2.1 土壤电导率描述统计特征

由表1可知, 对耕地、林地、荒地土壤电导率进行描述性统计分析, 耕地、林地、荒地土壤电导率分别为0.02~2.22、0.07~24.70和0.18~16.66 mS/cm, 平均值分别为0.84、5.43和5.78 mS/cm, 林地和荒地的平均电导率明显大于耕地, 变异系数分别为61.61%、115.41%、83.72%。当把耕地、林地、荒地作为整体进行分析时, 土壤电导率含量在0.02~24.70 mS/cm之间, 平均值为3.26 mS/cm, 相比耕地增加了2.42 mS/cm, 相比林地和荒地减少了2.17和2.52 mS/cm, 变异系数为142.31%, 属于强变异性。

表1 土壤电导率描述性统计

Table 1 Descriptive statistics of soil conductivity

类型	样本数	平均值/(mS·cm ⁻¹)	最小值/(mS·cm ⁻¹)	最大值/(mS·cm ⁻¹)	标准差	变异系数/%
耕地	56	0.84	0.02	2.22	0.52	61.61
林地	30	5.43	0.07	24.70	6.26	115.41
荒地	28	5.78	0.18	16.66	4.84	83.72
整体土地	114	3.26	0.02	24.70	4.64	142.31

2.2 土壤电导率特征变量筛选

分别对一阶求导变换后耕地、林地、荒地、整体土地的高光谱反射率通过CARS、SPA、CARS-SPA等3方法筛选特征波段, 筛选结果如图2~5。由图可以看出, 不同方法对3种土地利用类型土壤电导率的高光谱反射率筛选特征波段结果存在差异。

图2(a)可以看出, 利用CARS方法筛选特征波段的过程中, 筛选变量个数随着采样次数的增加逐渐减少至平缓, 而RMSECV的波动较大。红线所表示的采样次数为71次时, RMSECV值达到最小为0.31, 由图2(d)可知, 在RMSECV最小时对应CARS方法筛选的特征波段为14个, 该方法筛选后的特征波段占全波段的0.82%。采用浓度梯度法按照3:1比例划分耕地土壤电导率为42个建模集和14个验证集并通过SPA方法进行计算, 由图2(b)可知, 筛选特征波段数目为11时, RMSECV值达到最小为0.34, 特征波段分布如图2(e)所示, 特征波段数目占全波段的0.65%。CARS-SPA方法

筛选过程如图2(c)所示, 当CARS-SPA筛选后特征波段为12个时, RMSECV值达到最小为0.30, 其选择的特征波段在全波段的位置图2(f)所示, 特征波段数目占全波段的0.71%。

从图3(a)可知, 利用CARS方法筛选林地土壤电导率特征波段的过程中, 采样次数为60次时, RMSECV值达到最小为1.77, 由图3(d)可知, 在RMSECV最小时对应筛选的特征波段为31个, 该方法筛选后的特征波段占全波段的1.83%。利用浓度梯度法按照3:1比例划分成23个建模集和7个验证集并通过SPA方法进行计算, 由图3(b)可知, 筛选特征波段数目为10个时, RMSECV值达到最小为2.34, 特征波段分布如图3(e)所示, 特征波段数目占全波段的0.59%。CARS-SPA方法筛选过程如图3(c)所示, 当CARS-SPA筛选后特征波段为10个时, RMSECV值达到最小为2.52, 其选择的特征波段在全波段的位置如3(f)所示, 特征波段数目占全波段的0.59%。

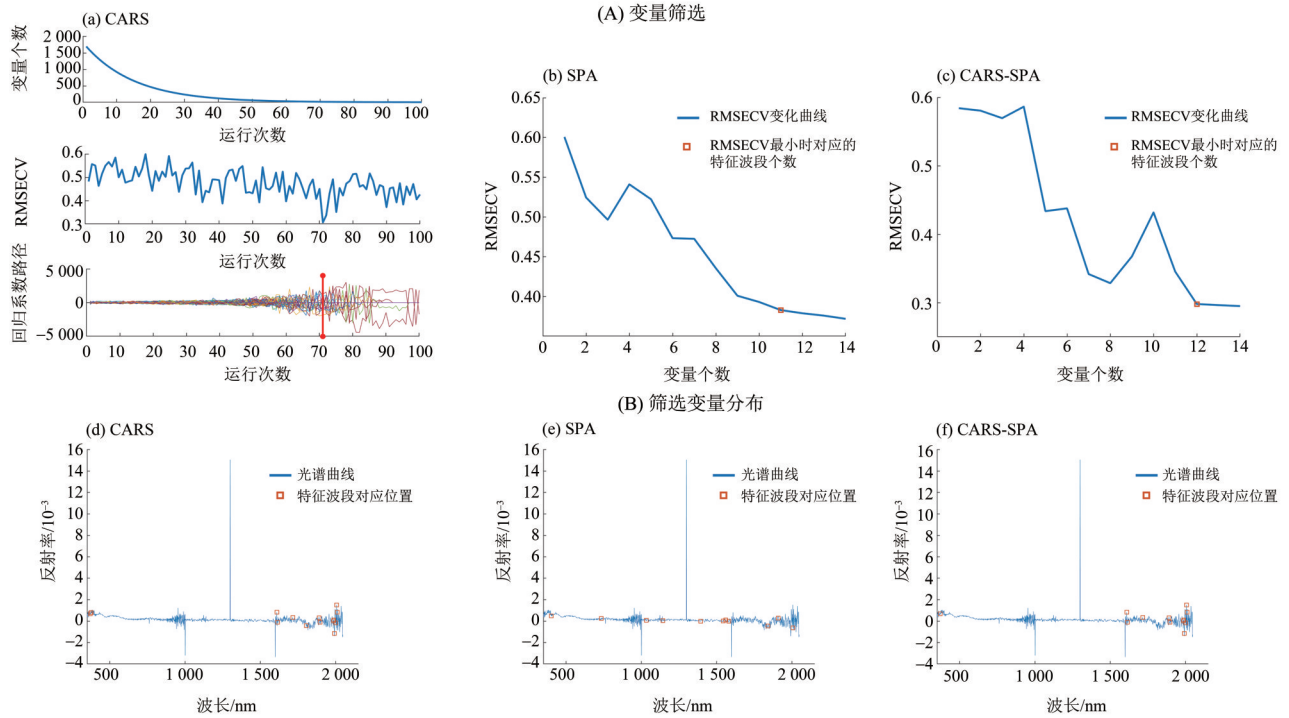


图 2 耕地的筛选特征变量结果

Fig. 2 Results of cultivated land of screening characteristic variables

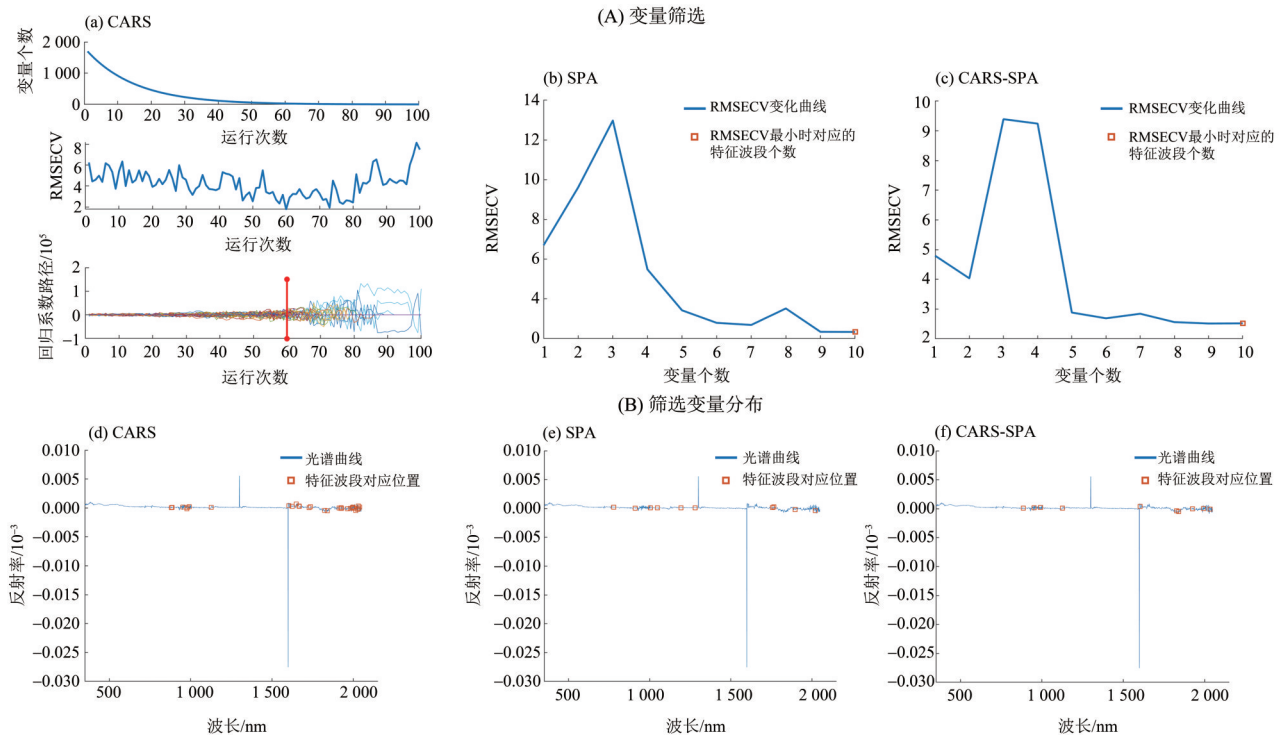


图 3 林地的筛选特征变量结果

Fig. 3 Results of forest land of screening characteristic variables

由图4(a)可知, 利用CARS方法筛选荒地土壤电导率特征波段的过程中, 当采样次数为64次时, RMSECV 值达到最小为 2.56, 由图 4(d)可知,

CARS方法筛选的特征波段为 23个, 该方法筛选后的特征波段占全波段的 1.35%。利用浓度梯度法按照 3 : 1 比例划分成 21个建模集和 7个验证集并

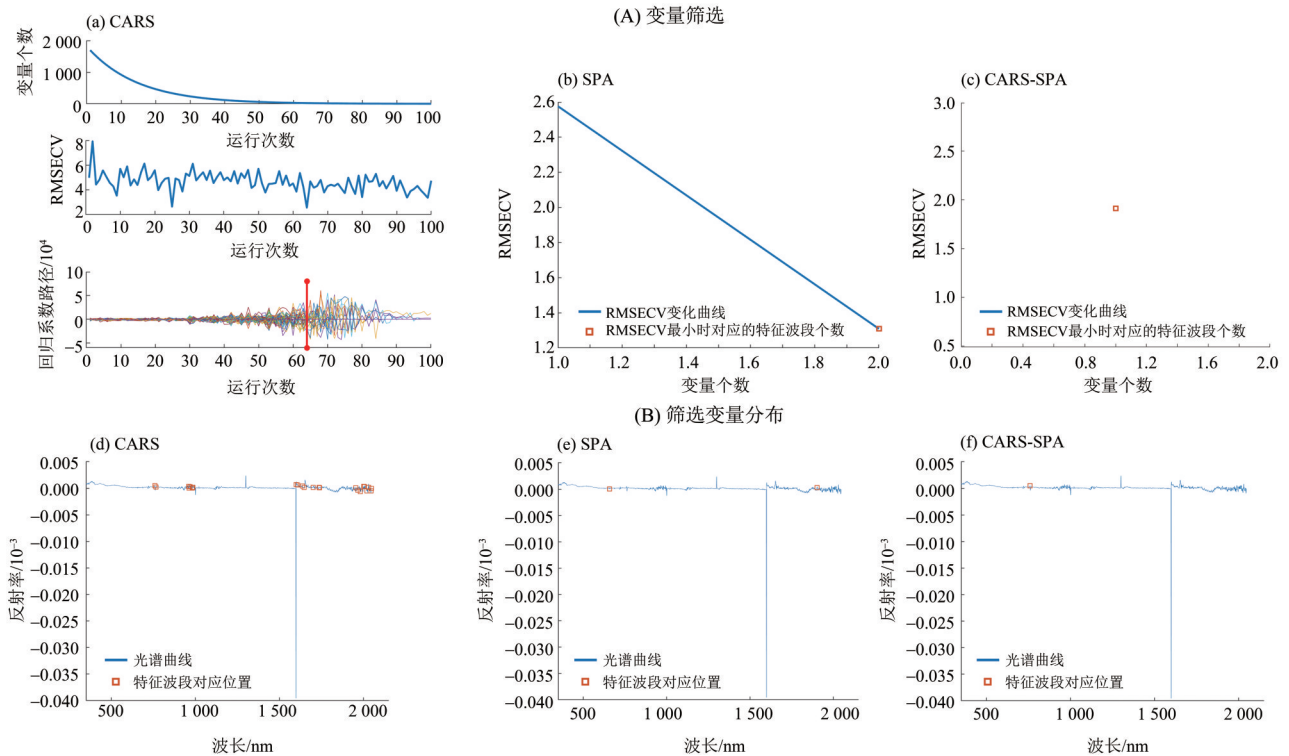


图4 荒地的筛选特征变量结果

Fig. 4 Results of wasteland of screening characteristic variables

通过 SPA 方法进行计算, 由图 4(b)可知, 筛选特征波段数目为 2 个时, RMSECV 值达到最小为 1.31, 特征波段分布如图 4(e)所示, 特征波段数目占全波段的 0.12%。CARS-SPA 方法筛选变量过程见图 4(c)。当 CARS-SPA 筛选后特征波段为 1 个时, RMSECV 值达到最小为 1.91, 其选择的特征波段在全波段的位置如图 4(f)所示, 特征波段数目占全波段的 0.06%。

对整体土地的高光谱反射率进行 CARS、SPA、CARS-SPA 等 3 种方法筛选, 特征波段结果如图 5。图 5(a)表示利用 CARS 方法筛选特征波段的过程中, 当采样次数为 66 次时, RMSECV 值达到最小为 3.04, 由图 5(d)可知, 在 RMSECV 最小时, 对应 CARS 方法筛选的特征波段为 20 个, 该方法筛选后的特征波段占全波段的 1.18%。采用浓度梯度法按照 3 : 1 比例划分成 86 个建模集和 28 个验证集并通过 SPA 方法进行计算, 由图 5(b)可知, 筛选特征波段数目为 18 个时, RMSECV 值达到最小为 3.81, 特征波段分布如图 5(e)所示, 特征波段数目占全波段的 1.06%。SPA 算法能有效的减少筛选的特征波段的数目, 而 CARS 方法筛选特征波段虽然数量相较于全波段有所减少, 但波段数目仍较多, 模型运行效率慢, 因此利用 CARS-SPA 方法进行筛选, 过程如图 5(c)所示, 当 CARS-SPA 筛

选后特征波段为 17 个时, RMSECV 值达到最小为 3.69, 其选择的特征波段在全波段的位置图 5(f)所示, 特征波段数目占全波段的 1.00%。

2.3 模型建立与检验

利用 CARS、SPA、CARS-SPA 等 3 种方法筛选特征光谱并结合 BP 神经网络构建土壤电导率估算模型。从表 2 可知, 一阶求导(FDR)后全波段建模 R^2 比原始全波段建模 R^2 分别提高了 0.15、0.18、0.19、0.03, RPD 分别提高了 0.10、0.21、0.21、0.03, 进行一阶求导变换后建模精度明显提高。

基于 CARS、SPA、CARS-SPA 等 3 种方法筛选特征波段结合 BP 神经网络构建单一土地利用类型估算模型, 耕地相较于全波段建模 R^2 分别提升了 0.34、0.42、0.43, RMSE 降低了 0.27、0.22、0.07 mS/cm, RPD 提高了 0.44、0.62、0.64。林地相较于全波段建模 R^2 分别提升了 0.18、0.17、0.24, RMSE 降低了 0.55、2.22、2.80 mS/cm, RPD 提高了 0.35、0.33、0.58。荒地相较于全波段建模 R^2 分别提升了 0.10、0.09、0.19。RMSE 在 FDR-CARS-BP 和 FDR-CARS-SPA-BP 中减少了 1.37 和 1.49 mS/cm, 在 FDR-SPA-BP 中增加了 0.82, RPD 分别提高了 0.17、0.15、0.37。整体土地建模相较于全波段建模 R^2 分别提升了 0.15、0.15、0.20, RMSE 降低了 0.83、0.78、2.22 mS/cm。在耕地、林地、荒地、整体土

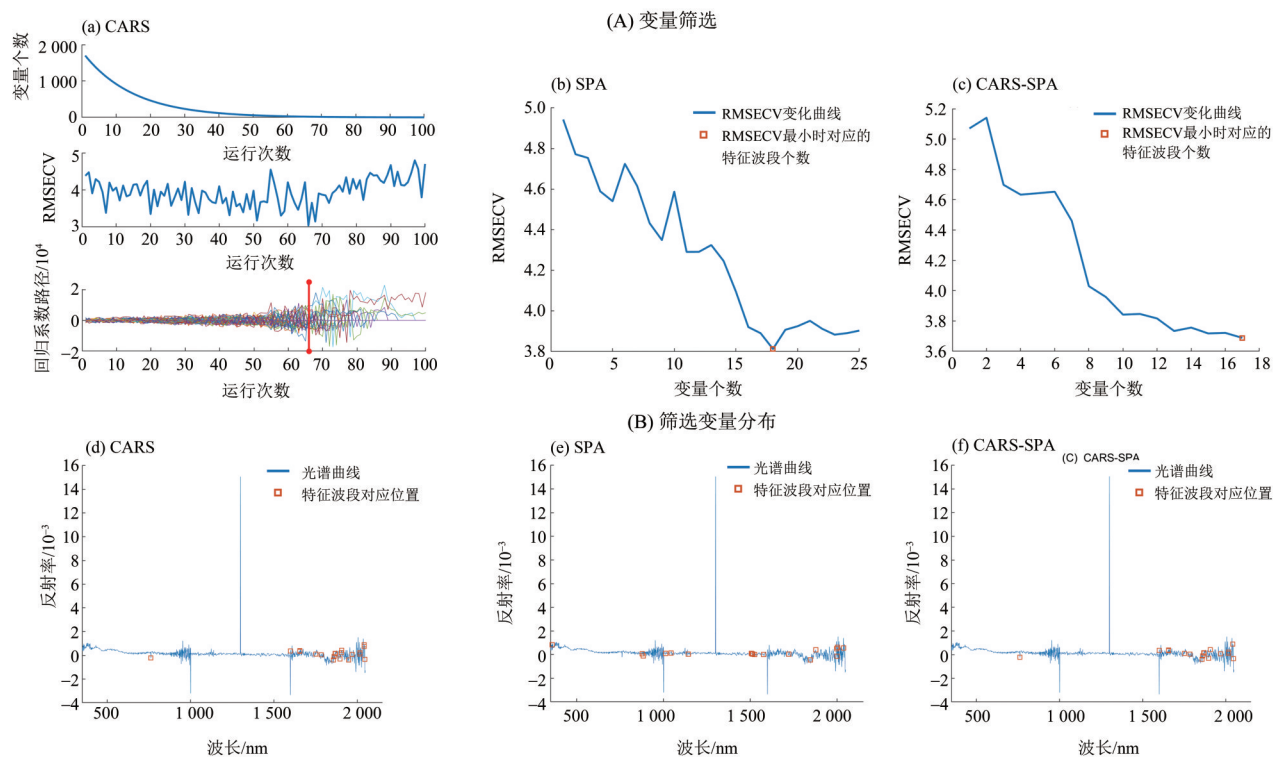


图5 整体土地的筛选特征变量结果

Fig. 5 Results of Overall land of screening characteristic variables

地4种类型下,模型精度较好的均为FDR-CARS-SPA-BP模型,平均 $R^2=0.68$, $RPD>1.70$ 。

综合对比模型验证集可知,耕地、林地、荒地中FDR-CARS-BP模型的平均 R^2 相比整体土地模型由0.51提升到0.63,提高了0.12。耕地、林地、荒地的FDR-SPA-BP模型的平均 $R^2=0.65$,比整体模型 R^2 的0.51提高了0.14,单一土地利用类型的FDR-CARS-SPA-BP模型的平均 R^2 相比整体模型由0.56提升到0.71。因此,基于CARS、SPA、CARS-SPA等3种方法结合BP神经网络构建耕地、林地、荒地土壤电导率估算模型精度明显高于整体土地建模精度。

3 讨论

本文采用原位测定可以更真实的反映土壤情况,从而避免了室内土壤光谱测定实验所带来的局限性,这与陈红艳等(2018)研究发现一致。通过一阶求导变换后全波段建模与原始全波段进行对比,发现精度有所提升,对原始光谱反射率进行一阶求导变换能够使部分与土壤电导率相关性较好的光谱信息显露出来,从而提高模型的整体精度,这与Bannari et al.(2018)研究表明一阶导数变换能够增强950~2 500 nm的光谱特征的结论基本一致。地理异质性是影响研究区土壤电导率估算模型精度的重要因素之一,本文中考虑了不同

土地利用类型的差异,分别构建了单一土地利用类型的土壤电导率反演模型和整体模型,旨在探索地理异质性对模型精度的影响(亚森江·喀哈尔等,2019;孙亚楠等,2022)。土壤电导率与土壤高光谱数据之间存在着非线性关系,机器学习通常可以更好的解决土壤属性间的非线性问题,这与曹肖奕等(2020)研究结果基本一致。

单一土地利用类型土壤电导率估算模型精度高于整体土壤电导率建模精度,分析可能是采样时间在春季,林地、荒地相较于耕地土壤表层结皮程度高,有研究表明(Fan et al., 2015; Bannari et al., 2018)土壤表层盐分结皮程度高其反射率及光谱特征更高,通过不同方法筛选不同土地利用类型土壤电导率特征波段可以看出,耕地、林地、荒地的光谱响应的波段存在差异性,从而使得单一土地类型的土壤电导率估算模型相比整体建模来说优势更明显,本文中单一土地利用类型土壤电导率估算模型FDR-CARS-BP平均 R^2 相比整体模型由0.51提升到0.63,提升了0.12。单一土地利用类型土壤电导率构建FDR-SPA-BP模型比整体模型平均 R^2 由0.51提升到0.65。基于CARS-SPA-BP的单一土地利用类型土壤电导率估算模型的平均 R^2 由0.56提升到0.71,提升了0.15。基于CARS、SPA、CARS-SPA三种方法结合BP神经网络构建

表2 基于BP的土壤电导率高光谱估算模型的构建与验证¹⁾

Table 2 Construction and verification of soil conductivity hyperspectral estimation model based on BP

类型	光谱估算模型	建模集		验证集		
		R^2	RMSE	R^2	RMSE	RPD
耕地	R-ALL-BP	0.19	0.51	0.12	0.49	1.07
	FDR-ALL-BP	0.24	0.57	0.27	0.58	1.17
	FDR-CARS-BP	0.60	0.34	0.61	0.31	1.61
	FDR-SPA-BP	0.54	0.34	0.69	0.36	1.79
	FDR-CARS-SPA-BP	0.66	0.31	0.70	0.51	1.81
林地	R-ALL-BP	0.29	5.70	0.33	3.19	1.22
	FDR-ALL-BP	0.56	3.60	0.51	6.27	1.43
	FDR-CARS-BP	0.65	3.04	0.69	5.72	1.78
	FDR-SPA-BP	0.72	3.99	0.68	4.05	1.76
	FDR-CARS-SPA-BP	0.87	2.17	0.75	3.47	2.01
荒地	R-ALL-BP	0.44	3.46	0.31	4.90	1.20
	FDR-ALL-BP	0.66	2.67	0.50	4.55	1.41
	FDR-CARS-BP	0.46	3.66	0.60	3.18	1.58
	FDR-SPA-BP	0.77	2.29	0.59	5.37	1.56
	FDR-CARS-SPA-BP	0.52	3.42	0.69	3.06	1.78
整体土地	R-ALL-BP	0.24	3.91	0.33	4.40	1.22
	FDR-ALL-BP	0.43	3.76	0.36	5.26	1.25
	FDR-CARS-BP	0.60	2.56	0.51	4.43	1.42
	FDR-SPA-BP	0.48	2.94	0.51	4.48	1.43
	FDR-CARS-SPA-BP	0.62	3.09	0.56	3.04	1.51

1) R-ALL-BP, 原始全波段构建BP模型; FDR-ALL-BP, 一阶求导后全波段构建BP模型; FDR-CARS-BP, CARS筛选变量构建BP模型; FDR-SPA-BP, SPA筛选变量构建BP模型; FDR-CARS-SPA-BP, CARS-SPA筛选变量构建BP模型。

耕地、林地、荒地土壤的电导率估算模型精度明显高于整体土地建模精度,这与孙亚楠等(2022)研究耕地和盐荒地土壤盐分的结论基本一致。

与已有研究(亚森江·喀哈尔等, 2019; 赵慧等, 2021c)相比,本文利用CARS、SPA、CARS-SPA方法筛选最优波段用于建立土壤电导率的估算模型,以提高土壤电导率的建模精度,为土壤盐渍化的相关研究提供新的方法;本文筛选得出的特征波段可以为湖滨绿洲土壤电导率最优波段选择提供参考。但受限于区域差异性(彭杰等, 2014),土壤电导率变化除了与土地利用方式有关,可能还与成土母质及土壤类型等有关,本文确定的土壤电导率最优建模方法具有一定的局限性。在后续研究工作中,针对不同土地利用类型土地土壤电导率的估算机理有待于进一步探讨。

4 结 论

1) 耕地、林地、荒地、整体土地土壤电导率均值分别为0.84、5.43、5.78和3.26 mS/cm。

2) 通过CARS、SPA、CARS-SPA三种方法筛选特征波段输入模型能有效提高模型运行效率。CARS-SPA方法是对CARS筛选后的波段利用SPA进行二次筛选,能有效减少筛选波段数据,得到耕地、林地、荒地、整体土地特征波段数据仅占全波段的0.71%、0.59%、0.06%、1.00%。

3) 对耕地、林地、荒地的土壤电导率构建的单独估算模型明显提高了研究区土壤电导率的估算精度,在FDR-CARS-BP、FDR-SPA-BP、FDR-CARS-SPA-BP三种模型中,耕地、林地、荒地土壤电导率估算模型平均 R^2 相比整体土地建模分别提高了0.12、0.14、0.15, FDR-CARS-SPA-BP模型为研究区土壤电导率高光谱估算最优模型。

参考文献:

- 曹肖奕,丁建丽,葛翔宇,等,2020.基于光谱指数与机器学习算法的土壤电导率估算研究[J].土壤学报,57(4):867-877.
- 陈红艳,赵庚星,李玉环,等,2018.消除水分因素影响的野外原状土壤盐分高光谱建模估测[J].农业工程学报,34(12):119-125.
- 李新国,李和平,任云霞,等,2012.开都河流域下游绿洲土壤盐渍化特征及其光谱分析[J].土壤通报,43(1):166-170.
- 李志,李新国,毛东雷,等,2018.博斯腾湖西岸湖滨带不同植被类型土壤剖面盐分特征分析[J].西北农业学报,27(2):260-268.
- 牛芳鹏,李新国,麦麦提吐尔逊·艾则孜,等,2021.基于连续投影算法的博斯腾湖西岸湖滨绿洲土壤有机碳含量的高光谱估算[J].浙江大学学报(农业与生命科学版),47(5):673-682.
- 彭杰,刘焕军,史舟,等,2014.盐渍化土壤光谱特征的区域异质性及盐分反演[J].农业工程学报,30(17):167-174.
- 孙亚楠,李仙岳,史海滨,等,2022.基于高光谱数据的盐荒地和耕地土壤盐分遥感反演优化[J].农业工程学报,38(23):101-111.
- 唐海涛,孟祥添,苏循新,等,2021.基于CARS算法的不同类型土壤有机质高光谱预测[J].农业工程学报,37(2):105-113.
- 田安红,付承彪,熊黑钢,等,2020.BPNN对不同人为活动区域的盐渍土 Na^+ 高光谱估测[J].水土保持研究,27(2):364-369.
- 田安红,熊黑钢,赵俊三,等,2019.分数阶微分对盐渍土野外光谱预处理精度提升的机理分析[J].光谱学与光谱分析,39(8):2495-2500.
- 王懂,杨玮,曹永研,等,2022.基于近红外光谱信息的土壤电导率预测模型研究[J].农业机械学报,53(S1):218-223.
- 王涛,喻彩丽,张楠楠,等,2019.基于去包络线和连续投影算法的枣园土壤电导率光谱检测研究[J].干旱地区农业研究,37(5):193-199+217.
- 吴俊,郭大千,李果,等,2022.基于CARS-BPNN的江西省土壤有机碳含量高光谱预测[J].中国农业科学,55(19):3738-3750.
- 肖云飞,高小红,李冠稳,2020.土壤有机质可见光-近红外光谱预测样本优化选择[J].土壤,52(2):404-413.
- 亚森江·喀哈尔,杨胜天,尼格拉·塔什甫拉提,等,2019.基于分数阶微分优化光谱指数的土壤电导率高光谱估算[J].生态学报,39(19):7237-7248.
- 张贤龙,张飞,张海威,等,2018.基于光谱变换的高光谱指数土壤盐分反演模型优选[J].农业工程学报,34(1):110-117.
- 张一清,王文娥,胡笑涛,等,2023.土壤电导率对土壤含盐量及施肥浓度的响应试验研究[J].中国农业大学学报,28(3):176-187.
- 赵慧,李新国,靳万贵,等,2021a.基于地理加权回归模型的博斯腾湖湖滨绿洲土壤盐分离子含量高光谱估算[J].土壤,53(3):646-653.
- 赵慧,李新国,靳万贵,等,2021b.基于分数阶微分的博斯腾湖湖滨绿洲土壤电导率高光谱估算[J].甘肃农业大学学报,56(1):118-125.
- 赵慧,李新国,牛芳鹏,等,2021c.博斯腾湖湖滨绿洲土壤电导率高光谱估算模型[J].中国土壤与肥料,(2):289-295.
- 朱成立,舒慕晨,张展羽,等,2017.咸淡水交替灌溉对土壤盐分分布及夏玉米生长的影响[J].农业机械学报,48(10):220-228+201.
- BANNARI A, EL-BATTAY A, BANNARI R, et al, 2018. Sentinel-MSI VNIR and SWIR bands sensitivity analysis for soil salinity discrimination in an arid landscape[J].Remote Sens,10(6):855.
- CLOUTIS E A, 1996. Hyperspectral geological remote sensing: Evaluation of analytical techniques[J].Int J Remote Sens,17(12):2215-2242.
- FAN X W, LIU Y B, TAO J, et al, 2015. Soil salinity retrieval from advanced multi-spectral sensor with partial least square regression[J]. Remote Sens,7(1):488-511.
- FARIFTEH J, van der MEER F, ATZBERGER C, et al, 2007. Quantitative analysis of salt-affected soil reflectance spectra: A comparison of two adaptive methods (PLSR and ANN)[J]. Remote Sens Environ,110(1):59-78.
- JIN P B, LI P H, WANG Q, et al, 2015. Developing and applying novel spectral feature parameters for classifying soil salt types in arid land[J].Ecol Indic,54:116-123.
- HEIL K, SCHMIDHALTER U, 2019. Theory and guidelines for the application of the geophysical sensor EM38[J].Sensors,19(19):4293-4293.
- SRIVASTAVA R, SETHI M, YADAV R K, et al, 2017. Visible-near infrared reflectance spectroscopy for rapid characterization of salt-affected soil in the Indo-Gangetic Plains of Haryana, India[J].J Indian Soc Remote Sens,45(2):307-315.