

曹文涛, 康日斐, 王集宁, 等. 基于高光谱遥感的土壤氯化钠含量监测[J]. 江苏农业学报, 2016, 32(4): 817-823.  
doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2016.04.017

## 基于高光谱遥感的土壤氯化钠含量监测

曹文涛<sup>1</sup>, 康日斐<sup>1</sup>, 王集宁<sup>2</sup>, 曹见飞<sup>1</sup>, 吴泉源<sup>1</sup>

(1. 山东师范大学地理与环境学院, 山东 济南 250014; 2. 山东省地质环境监测总站, 山东 济南 250014)

**摘要:** 为提高潍坊北部地区土壤氯化钠含量的监测精度, 研究土壤氯化钠含量的高光谱估算方法, 本研究利用光谱测量技术, 以潍坊市北部海咸水入侵典型区域作为研究区, 野外采集 41 个土壤光谱样本, 并测定理化性质, 对实测光谱反射率进行数学变换, 与土壤样本氯化钠含量进行相关性分析, 利用偏最小二乘回归分析法建立土壤氯化钠含量监测模型。研究结果表明: 反射率一阶微分、二阶微分土壤氯化钠含量监测模型的确定系数均高于 0.8, 建模精度较高。经检验, 反射率二阶微分是预测土壤氯化钠含量的最佳光谱指标, 所建模型为  $Y = -828.278x_6 - 635.832x_7 - 348.817x_2 - 583.591x_9 + 360.329x_4 + 1044.751$ , 建模确定系数为 0.859, 总均方根误差为 0.274。说明将实测反射率光谱变换后利用偏最小二乘回归法建立的潍坊北部地区土壤氯化钠含量估算模型具有较高的可行性, 能够较好地反演研究区土壤氯化钠含量, 可为潍坊北部地区土壤盐渍化监测和评价提供参考。

**关键词:** 高光谱技术; 氯化钠含量; 反射率; 偏最小二乘回归法

**中图分类号:** X833      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-4440(2016)04-0817-07

## Monitoring for soil sodium chloride content based on hyperspectral reflectance

CAO Wen-tao<sup>1</sup>, KANG Ri-fei<sup>1</sup>, WANG Ji-ning<sup>2</sup>, CAO Jian-fei<sup>1</sup>, Wu Quan-yuan<sup>1</sup>

(1. College of Geography and Environment, Shandong Normal University, Jinan 250014, China; 2. Shandong Monitoring Center of Geological Environment, Jinan 250014, China)

**Abstract:** To develop an approach to estimating the soil sodium chloride content, spectral measurement technique was applied to 41 soil samples collected from the area eroded by northern seawater of Weifang, Shandong province. The correlation between soil sodium chloride and mathematically converted spectral reflectance was analyzed, and a model monitoring soil sodium chloride content was developed using partial least square regression. The models of first derivative reflectance and the second derivative reflectance showed high accuracy of soil sodium chloride content, with both determination coefficients higher than 0.8, in which the first derivative reflectance was better due to lower errors in inverting the content. It was indicated that the model developed in this study using partial least square regression analysis after conversion of spec-

tral reflectance performed well in estimating the soil sodium chloride content.

**Key words:** hyperspectral technique; sodium chloride content; partial least square regression; reflectance

收稿日期: 2016-03-01

基金项目: 国家自然科学基金项目(41371395); 山东省国土资源厅项目[鲁勘字(2011)14号]; 山东省水利厅项目[鲁水财字(2012)49号-2]。

作者简介: 曹文涛(1990-), 男, 安徽滁州人, 硕士研究生, 主要从事遥感地学监测方法研究。(Tel) 15726412326; (E-mail) caowentao90897756@163.com

通讯作者: 吴泉源, (E-mail) wqy6420582@163.com

潍坊北部平原区是山东省重要的果蔬、粮食产地, 由于海咸水入侵使地下水矿化度增高, 淡水资源短缺, 出现了土壤盐渍化现象, 是典型的滨海盐土

区<sup>[1]</sup>。滨海盐土主要特征是以氯化物为主,盐分组成单一,土壤全剖面含盐,其成因是海水入侵或者高矿化度地下水的作<sup>[2]</sup>。土壤盐分离子含量过高会抑制植物的生长,造成植物减产或死亡,破坏区域生态环境资源,不利于可持续发展<sup>[3-6]</sup>。因此对滨海地区土壤盐渍化程度监测研究具有重要的现实意义,随着遥感技术的广泛应用,在众多的遥感方法中,地物高光谱遥感数据能够充分反映出土壤光谱特征。监测物质细微变化,实现对土壤参数快速估算、动态监测,是目前利用遥感定量监测分析土壤参数较为理想的方法<sup>[7-8]</sup>。国内外众多学者利用高光谱遥感技术,对土壤光谱数据进行多种数学变换,运用逐步多元线性回归法、主成分回归法、偏最小二乘回归法等统计方法建立土壤高光谱数据与土壤参数估算模型,其中运用偏最小二乘回归法建立的估算模型具有较高的精度<sup>[9-11]</sup>。

本研究以潍坊北部海咸水入侵区为研究对象,分析土壤光谱数据的一阶微分、二阶微分、倒数对数3种光谱指标与土壤氯化钠含量的相关性,采用偏最小二乘回归法建立土壤氯化钠含量高光谱反演模型,并利用土样数据验证模型精度,选择符合研究区实际状况的光谱指标和预测模型,为潍坊北部地区土壤氯化钠含量监测提供理论和技术支撑。

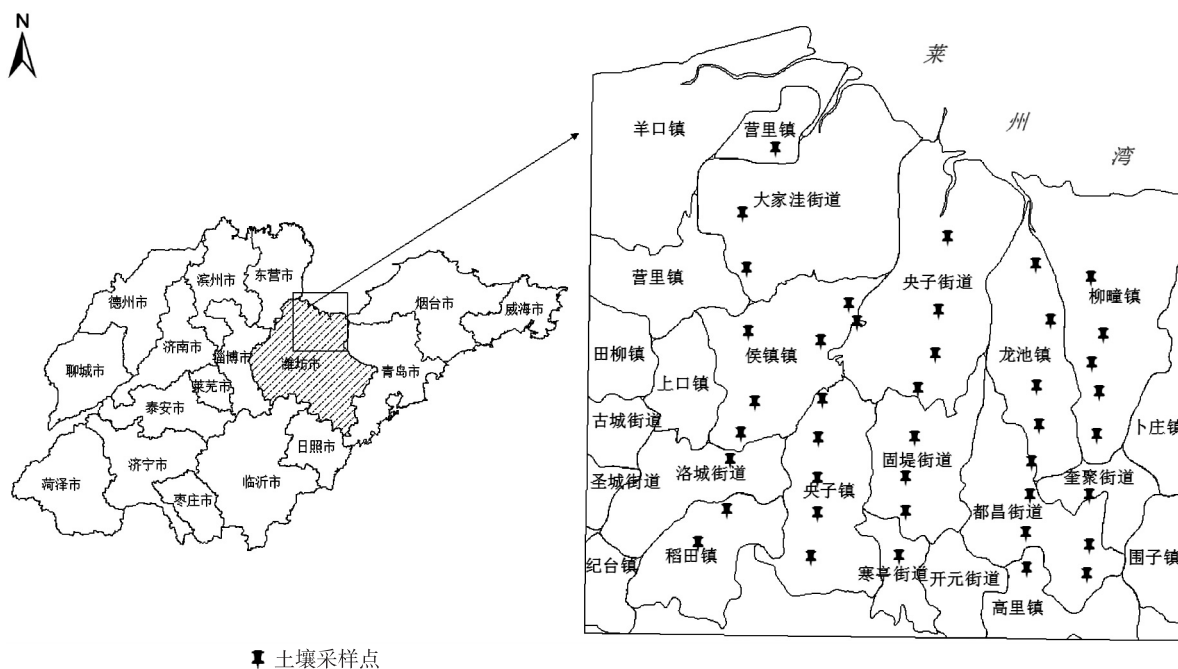
## 1 研究区与研究方法

### 1.1 研究区概况

潍坊市北部为滨海平原区,北临莱州湾,春季风多雨少,易发生春旱,晚秋多干旱,地形较平坦,地下水层普遍为水平产状,地下水流速较缓,致使地下水主要以蒸发排泄为主,垂向蒸发,且该地区蒸发量远大于降水量,地下水由降水下渗补给较少,土壤中的 $K^+$ 、 $Na^+$ 、 $Ca^{2+}$ 、 $CO_3^{2-}$ 、 $HCO_3^-$ 、 $Cl^-$ 等离子较易富集,并随水分运动转移到地表聚集成盐晶等<sup>[12]</sup>,同时研究区内的昌邑、寿光等沿海地区出现了地下水位下降漏斗,地下水位低于海平面,致使海咸水倒灌,水质咸化,是典型的海咸水入侵的自然灾害区。

### 1.2 数据的采集

利用手持GPS和遥感图对土壤采样点进行精确定位,所需数据主要分为土壤光谱反射率数据和理化性质数据。土壤反射率采集使用美国ASD Field spec HH便携式高光谱仪(波谱范围为325~1 075 nm),在10:00—14:00晴朗无云天气下,保持野外自然状态,分别对研究区41个样本点(图1)测量5次,每次测得10条光谱<sup>[13]</sup>。土壤样本的采集深度为0~20 cm,按照5点梅花状在每个样点采集5个土样,混合成1个组合样本,共采集41个,进行



■ 土壤采样点

图1 研究区采样点分布图

Fig.1 Sampling sites in the study area

室内风干,剔除明显杂物,研磨,过 1 mm 筛,测定土样的理化性质<sup>[14]</sup>。

### 1.3 光谱预处理

利用光谱处理软件 View Specpro 将明显错误的光谱数据删除,对剩下的光谱取平均,得到该点的最终光谱数据。由于光谱曲线存在噪声,为得到平稳的变化,利用 ENVI5.0 软件中 SMOOTH 平滑函数将所测得的光谱数据进行平滑处理,消除部分噪声<sup>[15]</sup>。

为突出光谱与土壤参数之间的相互关系,需要对光谱数据进行数学变换,去除包络线将反射率统一到 0~1.0 背景值上,可有效突出光谱曲线的吸收和反射特征<sup>[16]</sup>。光谱低阶微分处理在光谱定量反演土壤理化性质的应用中已经取得较好效果<sup>[17]</sup>,在 ENVI 软件中利用微分函数对光谱低阶微分处理,对光谱曲线取一阶微分、二阶微分、倒数对数变换。对原始光谱曲线进行一阶微分和二阶微分处理后得到图 2。

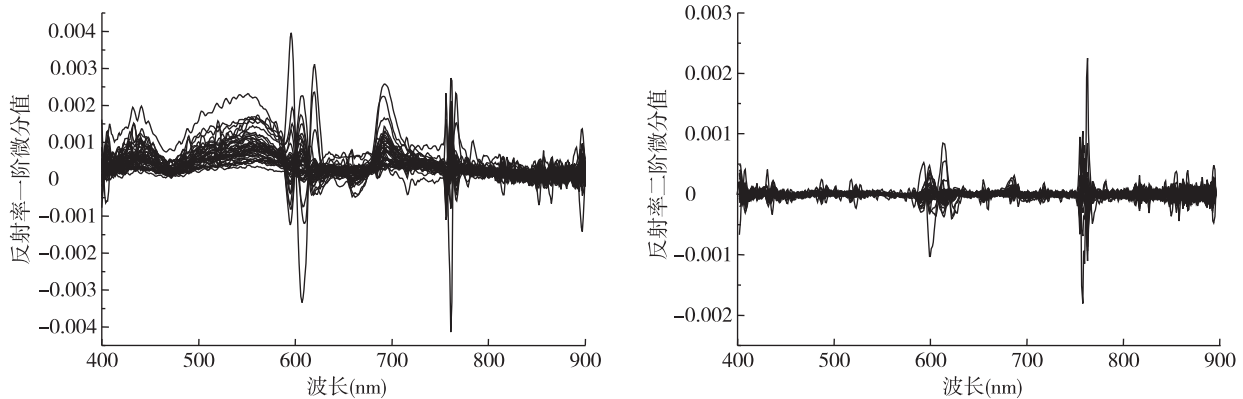


图 2 反射率一阶微分、二阶微分曲线

Fig.2 First derivative and second derivative spectral curves

### 1.4 建模和验证方法

由于野外实测光谱受到多种因素影响,其波段数较多,光谱指标复杂,利用传统的逐步多元线性回归分析建立的模型通常只选取单一波段或多个波段,一定程度上影响了模型的稳定性<sup>[18]</sup>。偏最小二乘回归分析法是一种多变量回归分析方法,集中了主成分分析、典型相关分析和多元线性回归分析 3 种分析方法的优点,先进行主成分提取,再进行逐步回归,可以减小数据间的多重相关性,已广泛用于高光谱定量反演<sup>[19]</sup>。本研究将得到的 41 个样本实测值随机选择 25 个样本用于建立反演模型,剩余 16 个样本为检测样本,用于检验模型。在建立模型时利用土壤氯化钠实测值和预测值的决定系数 ( $R^2$ ) 和均方根误差 (RMSE) 对所建模型进行精度检验,在利用 16 个检测样本对模型稳定性和预测精度检验时,选用绝对误差和相对误差 2 个指标。

## 2 数据分析

### 2.1 土壤盐分特征分析

由表 1 可知:研究区  $\text{Na}^+$  占阳离子总量的

64.854%,其次是  $\text{Ca}^{2+}$ ,所占比例为 16.545%;土壤阴离子中,  $\text{Cl}^-$  离子含量最高,占阴离子总量的 46.146%, $\text{HCO}_3^-$ 、 $\text{SO}_4^{2-}$  次之,分别占阴离子总量的 26.936%、26.879%。分析结果表明研究区中  $\text{Na}^+$ 、 $\text{Cl}^-$  分别在土壤阳离子和阴离子中含量最高。

为得到研究区土壤样本主要组分,将八大离子与土壤的全盐量进行相关性分析,得到全盐量与离子间的单相关系数统计表(表 2)。从表 2 可以看出,在阳离子中  $\text{Na}^+$  与全盐量的相关系数最高,为 0.988; $\text{Mg}^{2+}$  和  $\text{K}^+$  与全盐量的相关系数分别为 0.892、0.817; $\text{Ca}^{2+}$  与全盐量的相关系数最低,仅为 0.222。从阴离子与全盐量的相关系数来看, $\text{Cl}^-$  与全盐量的相关系数最高,为 0.995;其次为  $\text{SO}_4^{2-}$  和  $\text{CO}_3^{2-}$ ,与全盐量相关系数分别为 0.939、0.798; $\text{HCO}_3^-$  与全盐量的相关系数为负值,呈负相关且相关系数最低,为 -0.072。 $\text{Cl}^-$  和  $\text{Na}^+$  是研究区土壤离子组合形式中最主要的形式。

### 2.2 相关系数分析

利用 SPSS 软件分别建立原始光谱反射率、反射率一阶微分、反射率二阶微分、倒数对数光谱指标

与土壤氯化钠含量的相关关系。图 3 中原始光谱在可见光和近红外波段与土壤氯化钠含量波谱响应不明显,整条曲线相对平缓,相关性不高,相关系数最高值出现在 400~550 nm,最低值在 760~900 nm,均呈现正相关。经过微分变换后的光谱反射率与土壤氯化钠含量之间的相关系数得到了明显的提高,两种变换形式放大了某些原始光谱反射率中难以发现的信息,其相关系数变化幅度较大,光谱响应较明显,有正负变换。一阶微分在 400~580 nm 的可见

光范围内的相关性远高于原始光谱,最高相关波段为 412 nm,相关系数为 0.649,呈正相关,在近红外波段 760~900 nm 相关系数较低,大部分呈负相关,因此可见光波段的相关性高于近红外波段的相关性。反射率二阶微分与土壤氯化钠含量的相关性要略低于一阶微分,但其光谱响应剧烈,相关系数变化频度较大,既有正相关又有负相关,且在正负之间来回波动,最大相关波段是 562 nm。

表 1 八大离子含量统计

Table 1 The contents of eight ions

| 离子                            | 最小值 (mg/kg) | 最大值 (mg/kg) | 均值 (mg/kg) | 标准差       | 比例 (%) |
|-------------------------------|-------------|-------------|------------|-----------|--------|
| K <sup>+</sup>                | 0.003 27    | 0.270 33    | 0.035 556  | 0.047 885 | 6.501  |
| Na <sup>+</sup>               | 0.018 47    | 3.667 21    | 0.354 690  | 0.738 922 | 64.854 |
| Ca <sup>2+</sup>              | 0.014 52    | 0.297 26    | 0.090 486  | 0.058 110 | 16.545 |
| Mg <sup>2+</sup>              | 0.011 74    | 1.049 93    | 0.066 173  | 0.160 925 | 12.100 |
| Cl <sup>-</sup>               | 0.020 03    | 7.644 25    | 0.512 828  | 1.397 702 | 46.146 |
| SO <sub>4</sub> <sup>2-</sup> | 0.011 76    | 1.855 45    | 0.298 714  | 0.359 345 | 26.879 |
| HCO <sub>3</sub> <sup>-</sup> | 0.121 92    | 0.704 05    | 0.299 343  | 0.131 278 | 26.936 |
| CO <sub>3</sub> <sup>2-</sup> | 0           | 0.017 98    | 0.000 439  | 0.002 808 | 0.039  |

表 2 离子和全盐量的单相关系数

Table 2 The single correlation between ions and salt content

|                               | K <sup>+</sup> | Na <sup>+</sup> | Ca <sup>2+</sup> | Mg <sup>2+</sup> | Cl <sup>-</sup> | SO <sub>4</sub> <sup>2-</sup> | HCO <sub>3</sub> <sup>-</sup> | CO <sub>3</sub> <sup>2-</sup> | 全盐量   |
|-------------------------------|----------------|-----------------|------------------|------------------|-----------------|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|-------|
| K <sup>+</sup>                | 1.000          |                 |                  |                  |                 |                               |                               |                               |       |
| Na <sup>+</sup>               | 0.759 **       | 1.000           |                  |                  |                 |                               |                               |                               |       |
| Ca <sup>2+</sup>              | 0.287          | 0.123           | 1.000            |                  |                 |                               |                               |                               |       |
| Mg <sup>2+</sup>              | 0.845 **       | 0.825 **        | 0.307            | 1.000            |                 |                               |                               |                               |       |
| Cl <sup>-</sup>               | 0.827 **       | 0.979 **        | 0.220            | 0.906 **         | 1.000           |                               |                               |                               |       |
| SO <sub>4</sub> <sup>2-</sup> | 0.736 **       | 0.927 **        | 0.308 *          | 0.797 **         | 0.913 **        | 1.000                         |                               |                               |       |
| HCO <sub>3</sub> <sup>-</sup> | -0.166         | -0.036          | -0.334 *         | -0.172           | -0.135          | -0.144                        | 1.000                         |                               |       |
| CO <sub>3</sub> <sup>2-</sup> | 0.785 **       | 0.718 **        | 0.276            | 0.979 **         | 0.817 **        | 0.693 **                      | -0.187                        | 1.000                         |       |
| 全盐量                           | 0.817 **       | 0.988 **        | 0.222            | 0.892 **         | 0.995 **        | 0.939 **                      | -0.072                        | 0.798 **                      | 1.000 |

\* 表示相关性达显著水平 ( $P < 0.05$ ); \*\* 表示相关性达极显著水平 ( $P < 0.01$ )。

### 3 建模与反演

#### 3.1 模型建立

偏最小二乘法能从高光谱数据中有效提取对氯化钠含量解释能力最强的综合变量,提取的这些主成分相互之间相关性最小,与因变量的相关性最大,

可提高模型的精度和估算能力。从 41 个土壤样本中随机选取 25 个样本进行建模,剩下 16 个样本用来检验模型精度。将所测样本光谱反射率一阶微分、二阶微分、倒数对数作为自变量建立反演土壤氯化钠含量与土壤光谱反射率的偏最小二乘回归模型,得到的回归方程(表 3)。

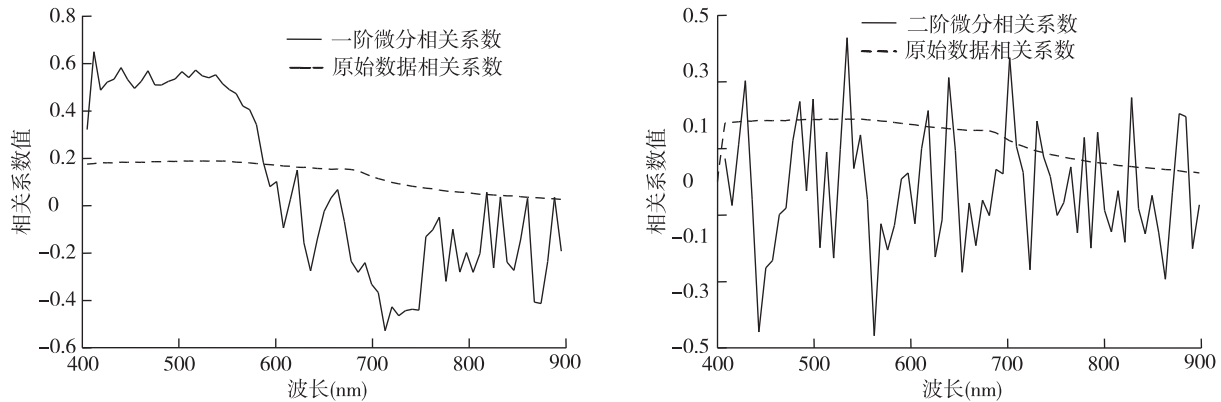


图3 光谱反射率以及一阶微分、二阶微分形式与土壤氯化钠含量的相关系数

Fig.3 Correlation coefficients between spectral reflectance, its first and second derivative reflectance and sodium chloride content

表3 土壤氯化钠含量回归方程

Table 3 Regression models for estimating the sodium chloride content in soil

| 光谱指标    | 偏最小二乘回归模型  | 主成分个数 | 决定系数  | 均方根误差 |
|---------|--|-------|-------|-------|
| 反射率一阶微分 | $Y = -452.897x_2 + 181.392x_1 - 628.417x_6 - 226.761x_3 + 589.208x_7 + 1\ 044.751$ | 5     | 0.801 | 0.628 |
| 反射率二阶微分 | $Y = -828.278x_6 - 635.832x_7 - 348.817x_2 - 583.591x_9 + 360.329x_4 + 1\ 044.751$ | 5     | 0.859 | 0.274 |
| 反射率倒数对数 | $Y = -151.780x_1 + 1\ 044.751$   | 1     | 0.465 | 0.786 |

其中  $Y$  代表土壤氯化钠含量;  $x_1 \sim x_9$  分别为从微分光谱数据以及倒数对数光谱数据中抽取的第1~9个主成分;主成分数表示从光谱数据集中提取出的用于解释氯化钠含量的成分个数。

由建模结果来看,反射率一阶微分(FDR)、反射率二阶微分(SDR)偏最小二乘回归模型的建模决定系数分别为0.801和0.859,都达到了0.800以上,模型稳定性较高,二阶微分建模的均方根误差为0.274,说明模型的预测精度很高,而一阶微分偏最小二乘模型均方根误差为0.628,预测精度稍差一些。利用反射率倒数对数建立的模型决定系数为0.465,建模稳定性最差。

### 3.2 模型检验

由建模结果(表3)来看,利用反射率一阶微分、二阶微分建立的偏最小二乘回归模型稳定性较高。剩下未参与建模的16个土壤样本为检测样本,将16个土样的反射率光谱取平均值处理,在ENVI软件中进行一阶微分、二阶微分变换,并分别对光谱一阶微分和二阶微分提取主成分。将利用一阶微分指标提取出的第1、第2、第3、第6、第7个主成分值代

入一阶微分偏最小二乘回归模型( $Y = -452.897x_2 + 181.392x_1 - 628.417x_6 - 226.761x_3 + 589.208x_7 + 1\ 044.751$ ),再将二阶微分指标提取出的第2、第4、第6、第7、第9个主成分值代入二阶微分偏最小二乘模型( $Y = -828.278x_6 - 635.832x_7 - 348.817x_2 - 583.591x_9 + 360.329x_4 + 1\ 044.751$ ),得出来的因变量为16个检测样本的预测氯化钠值。

将代入反演模型得到的预测氯化钠值进行稳定性和预测精度检验,比较预测氯化钠含量和实测氯化钠含量的绝对误差和相对误差,得到一阶微分模型反演结果(表4)。

利用一阶微分偏最小二乘模型反演氯化钠含量得到的结果(表4)中,超过50%样本点的绝对误差大于0.5,相对误差最高为160.505 700%,最低为0.908 387%,由此可见利用一阶微分建立的偏最小二乘模型拟合效果较差。

利用二阶微分偏最小二乘回归模型反演结果见表5。

二阶微分偏最小二乘模型反演氯化钠含量得到的结果中,75%样本的绝对误差低于0.5,相对误差

表 4 一阶微分偏最小二乘回归模型土壤氯化钠反演结果

Table 4 First derivative reflectance model inverting soil sodium chloride content developed by partial least-squares regression

| 检测样本 | 预测氯化钠含量 (g/kg) | 实测氯化钠含量 (g/kg) | 绝对误差      | 相对误差 (%)    |
|------|----------------|----------------|-----------|-------------|
| D02  | 2.460 176      | 1.453 261      | 1.006 915 | 69.286 610  |
| D04  | 1.335 421      | 0.581 304      | 0.754 117 | 129.728 400 |
| D06  | 1.817 198      | 0.697 565      | 1.119 632 | 160.505 700 |
| D09  | 0.095 616      | 0.406 913      | 0.311 297 | 76.502 080  |
| D11  | 0.480 798      | 0.988 217      | 0.507 420 | 51.346 960  |
| D13  | 0.905 581      | 0.523 174      | 0.382 407 | 73.093 640  |
| D15  | 2.483 039      | 2.150 826      | 0.332 213 | 15.445 830  |
| D19  | 0.831 200      | 1.860 174      | 1.028 974 | 55.315 980  |
| D21  | 5.007 731      | 3.545 174      | 1.462 557 | 41.254 870  |
| D23  | 2.870 295      | 2.732 197      | 0.138 098 | 5.054 477   |
| D27  | 2.725 665      | 1.980 524      | 0.745 140 | 37.623 390  |
| D29  | 1.957 301      | 1.975 244      | 0.017 943 | 0.908 387   |
| D31  | 3.115 296      | 3.923 722      | 0.808 427 | 20.603 570  |
| D34  | 0.548 564      | 0.660 175      | 0.111 610 | 16.906 200  |
| D37  | 0.791 343      | 0.825 219      | 0.033 876 | 4.105 092   |
| D40  | 0.704 436      | 0.660 175      | 0.044 261 | 6.704 420   |

表 5 二阶微分偏最小二乘回归模型土壤氯化钠反演结果

Table 5 Second derivative reflectance model inverting soil sodium chloride content developed by partial least-squares regression

| 检测样本 | 预测氯化钠 (g/kg) | 实测氯化钠 (g/kg) | 绝对误差      | 相对误差 (%)   |
|------|--------------|--------------|-----------|------------|
| D02  | 1.289 339    | 1.453 261    | 0.163 922 | 11.279 610 |
| D04  | 0.284 387    | 0.581 304    | 0.296 917 | 51.077 790 |
| D06  | 0.297 443    | 0.697 565    | 0.400 122 | 57.359 860 |
| D09  | 0.454 538    | 0.406 913    | 0.047 625 | 11.703 910 |
| D11  | 0.884 513    | 0.988 217    | 0.103 705 | 10.494 130 |
| D13  | 0.687 698    | 0.523 174    | 0.164 524 | 31.447 220 |
| D15  | 2.456 786    | 2.150 826    | 0.305 960 | 14.225 230 |
| D19  | 1.299 582    | 1.860 174    | 0.560 592 | 30.136 540 |
| D21  | 3.052 176    | 3.545 174    | 0.492 998 | 13.906 180 |
| D23  | 2.718 154    | 2.732 197    | 0.014 044 | 0.514 000  |
| D27  | 2.883 107    | 1.980 524    | 0.902 582 | 45.572 900 |
| D29  | 0.521 540    | 1.975 244    | 1.453 704 | 73.596 180 |
| D31  | 3.612 293    | 3.923 722    | 0.311 429 | 7.937 092  |
| D34  | 0.109 069    | 0.660 175    | 0.551 106 | 83.478 760 |
| D37  | 1.127 657    | 0.825 219    | 0.302 438 | 36.649 420 |
| D40  | 0.548 700    | 0.660 175    | 0.111 475 | 16.885 640 |

最大值为 83.478 760%, 最低为 0.514 000%, 近 80% 的样本相对误差低于 50%, 近一半样本相对误差低于 20%。与一阶微分偏最小二乘模型相比, 二阶微分偏最小二乘模型拟合效果较好, 建模精度较高。

绘制在一阶微分、二阶微分偏最小二乘模型下土壤氯化钠含量的实测值和预测值的散点图, 以便更直观反映 2 种模型的模拟结果, 由图 4 可以看出, 二阶微分模型的训练样本和检测样本的值与趋势线更接近, 其预测决定系数为 0.919, 说明利用二阶微分指标建立的偏最小二乘回归模型预测能力高, 能够较好地反演研究区土壤氯化钠含量。

## 4 讨论

本研究分析了潍坊北部海咸水入侵区实测土壤光谱反射率与土壤氯化钠含量相关系数, 运用偏最小二乘回归法建立土壤氯化钠含量与一阶微分、二阶微分、倒数对数 3 种光谱指标的预测模型, 结果表明:

(1) 经过微分变换后的光谱反射率与土壤氯化钠含量之间的相关系数得到了明显的提高, 在可见光范围内反射率一阶微分与氯化钠含量的相关性远高于原始光谱反射率与氯化钠含量的相关性, 且呈正相关; 而在近红外波段范围内, 反射率一阶微分与氯化钠含量的相关系数较低, 大部分呈负相关。反射率二阶微分与土壤氯化钠含量的相关性要略低于一阶微分, 但其光谱响应剧烈, 相关系数变化频度较大。

(2) 运用偏最小二乘回归法分别建立土壤光谱反射率一阶微分、二阶微分、倒数对数 3 种指标与土壤实测氯化钠含量的监测模型。得到在本研究区内利用二阶微分变换建立的偏最小二乘回归模型建模决定系数  $R^2$  为 0.859, 总均方根误差  $RMSE$  为 0.274, 训练样本的预测决定系数为 0.919, 其模型最稳定, 检验精度最高, 其次为一阶微分偏最小二乘模型。二阶微分偏最小二乘回归模型很好地预测了研究区土壤氯化钠含量, 证明了将实测反射率光谱各种变换后利用偏最小二乘回归法建立的潍坊北部地区土壤氯化钠含量估算模型的可行性, 可为潍坊北部地区土壤盐渍化监测和评价提供参考。

利用高光谱遥感定量分析土壤氯化钠含量的研究尚处于起步阶段, 与陶兰花等<sup>[18]</sup>构建的预测模型

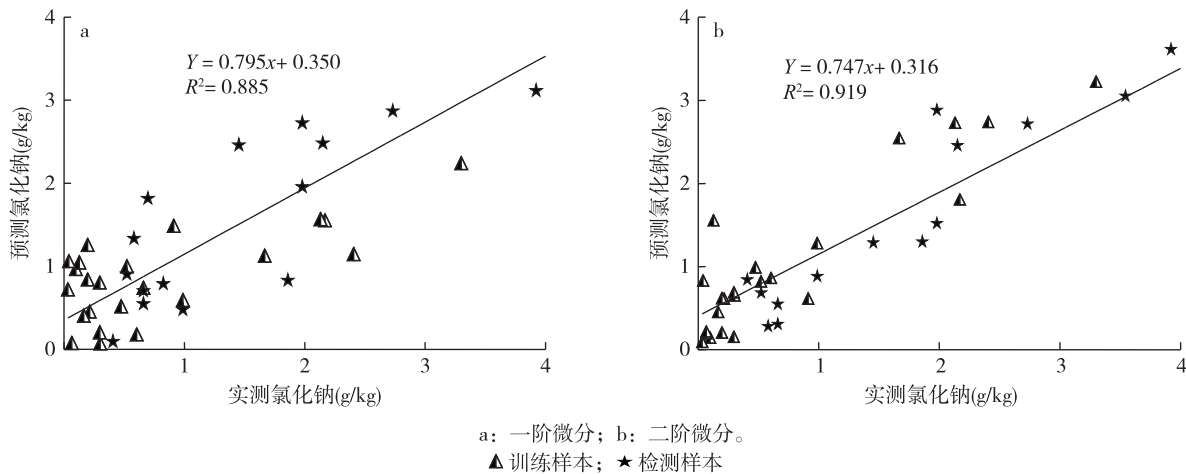


图4 一阶微分、二阶微分偏最小二乘回归模型训练样本和检测样本散点图

Fig.4 First/second order scattered plots between trained and measured samples using partial least-squares regression models

相比,最佳的光谱指标都是反射率二阶微分,其得到的验证相关系数为 0.812,小于本研究模拟结果的相关系数,其训练样本和检测样本数量也少于本研究的土样数量。土壤样本数量越多越能帮助提高所建模型的精度,但鉴于研究区面积不大,是海咸水入侵典型区域,因此 41 个土样的研究能够反映该研究区氯化钠含量的分布情况,且实际建模精度效果较好。在本研究条件下,土壤样本均来源于潍坊北部实际测量的滨海盐土,所建立的预测模型主要适用于潍坊北部滨海盐土,该模型在其他地区以及不同土壤类型的适用性还有待进一步研究。

#### 参考文献:

- [1] 王金哲,张光辉,严明疆,等. 环渤海平原区土壤盐分分布特征及影响因素分析[J]. 干旱区资源与环境, 2012, 26(11): 104-109.
- [2] 周在明,张光辉,王金哲,等. 环渤海低平原微咸水区土壤盐渍化与盐分剖面特征[J]. 地理科学, 2011, 31(8): 929-934.
- [3] 马文军,程琴娟,宇振荣. 华北平原微咸水灌溉下土壤盐分淋洗规律与灌溉策略[J]. 干旱区资源与环境, 2011, 25(4): 184-188.
- [4] 刘文全,于洪军,徐兴永. 莱州湾南岸土壤剖面盐分离子分异规律研究[J]. 土壤学报, 2014, 51(6): 1213-1222.
- [5] 王颖,刘会玲,崔江慧,等. 环渤海地区盐渍土养分及盐分离子分布特征[J]. 江苏农业科学, 2016, 44(1): 344-348, 356.
- [6] 哈学萍,丁建丽,塔西甫拉提·特依拜,等. 基于 SI-Albedo 特征空间的土壤盐渍化遥感监测指数研究[J]. 土壤学报, 2009, 46(4): 698-703.
- [7] 宋玉,塔西甫拉提·特依拜,李崇博,等. 基于偏最小二乘法的土壤汞含量高光谱反演[J]. 地理与地理信息科学, 2015, 31(3): 44-47, 53.
- [8] 王晶晶,孙玲,刘华周,等. 基于高光谱的凤眼莲植株氮含量无损监测[J]. 江苏农业学报, 2014, 30(4): 752-757.
- [9] 张娟娟,田永超,姚霞,等. 基于高光谱的土壤全氮含量估测[J]. 自然资源学报, 2011, 26(5): 881-890.
- [10] LIU H J, ZHANG Y Z, ZAHNG B. Novel hyperspectral reflectance models for estimating black-soil organic matter in northeast China [J]. Environment Monitor Assessment, 2009, 154: 147-154.
- [11] LU N, ZHANG Z, GAO Y. Recognition and mapping of soil salinization in arid environment with hyperspectral data [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2005, 6: 4520-4523.
- [12] 安永会,张福存,贾惠颖,等. 莱州湾滨海平原咸水入侵分析与趋势预测——以山东省广饶县为例[J]. 环境科学与技术, 2009, 32(5): 79-82.
- [13] 张娟娟,熊淑萍,时雷,等. 基于近红外光谱分析的土壤全氮含量估测研究[J]. 土壤, 2015, 47(4): 653-657.
- [14] 杨奇勇,杨劲松,李晓明,等. 基于 GIS 的盐渍土改良区耕地土壤适宜性评价[J]. 自然资源学报, 2011, 26(3): 477-485.
- [15] 高荣强,范世福,严衍禄,等. 近红外光谱的数据预处理研究[J]. 光谱仪器与分析, 2003(4): 1-5.
- [16] 彭杰,迟春明,向红英,等. 基于连续统去除法的土壤盐分含量反演研究[J]. 土壤学报, 2014, 51(3): 459-469.
- [17] TSAI F, PHILPOT W D. A derivative-aided hyper spectral image analysis system for land-cover classification [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 10(2): 416-425.
- [18] 陶兰花,塔西甫拉提·特依拜,买买提·沙吾提,等. 土壤氯化钠含量高光谱估算模型研究[J]. 地理与地理信息科学, 2014, 30(3): 46-50.
- [19] GRZEGORZ S, GREGORY W M, TOMASZ I S, et al. Near-and-mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy for measuring soil metal content [J]. Journal of Environment Quality, 2004, 33: 2056-2069.

(责任编辑:陈海霞)