

# 河套灌区土壤水溶性盐基离子高光谱综合反演模型

孙亚楠 李仙岳 史海滨 崔佳琪 王维刚

(内蒙古农业大学水利与土木建筑工程学院, 呼和浩特 010018)

**摘要:** 为了提高野外高光谱反演土壤水溶性盐基离子的精度,以河套灌区永济灌域盐渍化土壤为研究对象,构建了基于光谱变换、特征波段、特征光谱指数筛选以及支持向量机(SVM)的机器学习相结合的高光谱综合反演模型。结果表明,经预处理的原始光谱反射率与土壤离子相关性总体较低,最大相关系数仅为0.18,原始光谱反射率与土壤离子的相关系数由大到小依次为 $\text{Ca}^{2+}$ 、 $\text{SO}_4^{2-}$ 、 $\text{Mg}^{2+}$ 、全盐量、 $\text{Na}^+ + \text{K}^+ + \text{Cl}^-$ 。全盐量、 $\text{Na}^+ + \text{K}^+ + \text{Cl}^-$ 、 $\text{SO}_4^{2-}$ 、 $\text{Ca}^{2+}$ 、 $\text{Mg}^{2+}$ 的光谱最优变换形式分别为 $(1/R)''$ 、 $(1/R)''$ 、 $(\ln R)'$ 、 $(\ln R)''$ 、 $R'$ 、 $(\ln R)''$ ,敏感波段( $P < 0.01$ )数分别为41、7、9、65、76、28个,利用逐步回归法在敏感波段中筛选出特征波段,基于特征波段建立的回归模型中各离子的决定系数 $R^2$ 平均值为0.35,均方根误差RMSE平均值为0.87 g/kg,其中 $\text{SO}_4^{2-}$ 拟合精度最高, $R^2$ 为0.52, $\text{Ca}^{2+}$ 拟合精度最低, $R^2$ 仅为0.20。将特征波段代入光谱指数中,结合逐步回归法确定了 $\text{Mg}^{2+}$ 特征光谱指数为3个,全盐量特征光谱指数为2个, $\text{Na}^+ + \text{K}^+ + \text{SO}_4^{2-}$ 、 $\text{Ca}^{2+}$ 特征光谱指数分别为1个,与仅考虑特征波段的回归模型相比,特征波段+特征光谱指数结合后各离子回归模型的 $R^2$ 平均提高了58.67%,RMSE降低了24.60%,其中 $\text{SO}_4^{2-}$ 拟合精度最高, $R^2$ 为0.74, RMSE为0.47 g/kg。考虑了特征波段+特征光谱指数的SVM模型相比仅考虑特征波段的SVM模型,其预测能力有了明显提高,各离子相对分析误差(RPD)平均提高了110.27%,训练集 $R^2$ 平均提高了37.54%,RMSE平均降低了40.12%,验证集 $R^2$ 平均提高了56.04%,RMSE平均降低了39.39%。 $\text{SO}_4^{2-}$ 的RPD达到3.000,模拟效果最优,具备很好的预测能力;全盐量模型具有很好的定量预测能力, $\text{Mg}^{2+}$ 模型可用于评估或相关性方面的预测, $\text{Na}^+ + \text{K}^+ + \text{Ca}^{2+}$ 的模型具有区别高低值的能力。

**关键词:** 水溶性盐基离子; 光谱变换; 特征波段; 特征光谱指数; 支持向量机; 综合反演模型

**中图分类号:** S127      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-1298(2019)05-0344-12

## Hyperspectral Integrated Inverse Model for Water-soluble Salt Ions Content in Hetao Irrigation District

SUN Ya'nan LI Xianyue SHI Haibin CUI Jiaqi WANG Weigang

(College of Water Conservancy and Civil Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Huhhot 010018, China)

**Abstract:** It is significant to take best agricultural measures and improve salinization to rapidly and accurately determinate the composition and content of soil salt. The hyperspectral integrated inversion model based on transformation of hyperspectral, characteristic bands, characteristic spectral indices screening and support vector machine (SVM) was established to improve the accuracy of water-soluble salt ions content by taking the saline soil of Yongji irrigation area of Hetao Irrigation District. The results showed that the correlation between the original spectral reflectance by pretreatment and water-soluble salt ions content was relatively low and the maximum correlation coefficient was 0.18, and the sequence of them from big to small was as follows:  $\text{Ca}^{2+}$ ,  $\text{SO}_4^{2-}$ ,  $\text{Mg}^{2+}$ , the content of salt,  $\text{Na}^+ + \text{K}^+$  and  $\text{Cl}^-$ . The optional transformation forms of salt content,  $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ ,  $\text{Cl}^-$ ,  $\text{SO}_4^{2-}$ ,  $\text{Ca}^{2+}$  and  $\text{Mg}^{2+}$  were  $(1/R)''$ ,  $(1/R)''$ ,  $(\ln R)'$ ,  $(\ln R)''$ ,  $R'$  and  $(\ln R)''$ , respectively. The numbers of sensitive bands ( $P < 0.01$ ) were 41, 7, 9, 65, 76 and 28, respectively. Stepwise regression method was used to filtrate the characteristic bands from sensitive bands, and the average of determination coefficient ( $R^2$ ) and the average of root mean square error (RMSE) of each ion in the regression model based on the characteristic

收稿日期: 2018-10-31 修回日期: 2019-01-31

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(51539005、51669020、51469022)、内蒙古自治区水利科技重大专项(NSK2017-M1)和内蒙古自然科学基金项目(2016JQ06)

**作者简介:** 孙亚楠(1994—),女,博士生,主要从事干旱区盐分遥感与应用研究,E-mail: 995021096@qq.com

**通信作者:** 李仙岳(1980—),男,教授,博士生导师,主要从事干旱区节水灌溉及盐碱地改良研究,E-mail: lixianyue80@126.com

band were 0.35 and 0.87 g/kg, of which  $R^2$  was the largest and the smallest were  $\text{SO}_4^{2-}$  (0.52) and  $\text{Ca}^{2+}$  (0.20), respectively. Combined with the stepwise regression method, the characteristic bands were substituted into the spectral index to determine that there were three characteristic spectral indices for  $\text{Mg}^{2+}$ , there were two characteristic spectral indices for salt content, and there were one characteristic spectral index for  $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ ,  $\text{SO}_4^{2-}$  and  $\text{Ca}^{2+}$ , respectively. The  $R^2$  of model for water-soluble salt ions content based on the characteristic bands and characteristic spectral indices was increased by 58.67%, and the RMSE was decreased by 24.60%, of which the maximum  $R^2$  was  $\text{SO}_4^{2-}$  (0.74), RMSE was 0.47 g/kg. The model of SVM based on the characteristic bands and characteristic spectral indices combined had a significant improvement in the prediction than that merely based on the characteristic bands, for example, the average relative analysis error (RPD) was increased by 110.27%, the  $R^2$  was increased by 37.54% and the RMSE was decreased by 40.12% in the training set, the  $R^2$  was increased by 56.04% and the RMSE was decreased by 39.39% in the verification set. The results showed that the RPD of  $\text{SO}_4^{2-}$  reached 3.000, which showed a good prediction ability. The model of salt content and  $\text{Mg}^{2+}$  had good quantitative prediction ability which can be used for assessment or correlation prediction, respectively. The SVM models of  $\text{Na}^+ + \text{K}^+$  and  $\text{Ca}^{2+}$  had the ability to distinguish between high and low values.

**Key words:** water-soluble salt ions; transformation of hyperspectral; characteristic band; characteristic spectral index; support vector machine; integrated inverse model

## 0 引言

土壤盐渍化是制约农业生产的重要因素,已成为全球关注的生态环境问题<sup>[1]</sup>。内蒙古河套灌区地处我国西北干旱内陆区,多年蒸发量是降雨量的11.16~17.69倍,耕地中有10.67万 $\text{hm}^2$ 中度、重度盐化耕地<sup>[2]</sup>。巴彦淖尔政府在近5年内重点实施“484万亩改盐增草兴牧”工程,其目的是改良不同程度的土壤次生盐碱化,提高土地生产力。土壤盐分定量监测是盐碱地改良的依据和前提<sup>[3]</sup>,而传统的实地采样方法耗时长、成本高、取样不连续,且由于土壤空间变异性等因素会导致对区域总体盐分变化情况的判断产生较大误差。随着遥感技术的发展,高光谱技术已经能准确反映地物光谱的细微特征<sup>[4]</sup>。通常将光谱分辨率在 $10^{-2}\text{A}$ 的遥感信息称为高光谱遥感(Hyperspectral)。与多光谱遥感相比,高光谱遥感波段数多,分辨率一般为10~20nm,图谱合一,通道连续,有利于地物精细分类和识别,并易于应用各种光谱模型。目前利用高光谱遥感对水体水质参数<sup>[5]</sup>、作物参数(如植被叶面积<sup>[6]</sup>、叶绿素<sup>[7]</sup>、氮营养<sup>[8]</sup>、磷含量<sup>[9-10]</sup>、产量<sup>[11]</sup>)、土壤参数(如土壤重金属<sup>[12-13]</sup>、土壤有机质<sup>[14]</sup>、土壤水分<sup>[15]</sup>、土壤盐分<sup>[16]</sup>)都进行了大量研究,研究表明,采用高光谱遥感或经高光谱遥感校正后,相应的遥感模型反演精度均明显提高。

优化土壤盐分反演模型是提高土壤盐渍化遥感精度的重要手段。目前针对盐渍化土壤高光谱盐分遥感反演模型精度的提升已经作了大量研究,包括针对不同光谱预处理进行的高光谱盐分定量模型优化<sup>[17-18]</sup>、高光谱-多光谱融合模型构建<sup>[19-21]</sup>、高光

谱-电磁感应结合模型构建<sup>[22-23]</sup>、偏振信息高光谱遥感模型优化<sup>[24-25]</sup>等。研究表明,选择的验证指标不同,对高光谱盐分反演的精度影响较大<sup>[26]</sup>,对光谱进行光谱变换后,高光谱反射率与盐分的相关性高于原始光谱<sup>[27-28]</sup>。

由于土壤盐分分布广,不同区域盐分离子差异大、组成复杂,且土壤中过量的盐分离子对植物的生殖生长和营养生长都有抑制作用,一些离子还会对植物有直接毒害,引起植物的形态和结构发生变化<sup>[29]</sup>。因此,快速、准确获得不同土壤盐分离子含量是选择不同盐渍化土壤改良方法的前提。同时详细的盐分指标有助于提高盐分遥感模型的精度<sup>[30-31]</sup>。目前对盐分离子高光谱反演模型的研究均仅对光谱和盐分离子采用单一回归或基于支持向量机方法进行构建模型,无光谱指数参与模型构建,而采用光谱变换和光谱指数及支持向量机反演的综合方法较少,且均将土样带回实验室进行光谱测定,而野外高光谱数据更符合实际。

本文在监测野外高光谱的基础上,通过对预处理的高光谱数据进行11种光谱变换处理,利用逐步线性回归筛选不同水溶性盐基离子的特征波段,同时进行特征指数筛选,并采用支持向量机模型建立基于特征波段及特征波段+特征光谱指数的水溶性盐基离子的野外高光谱反演模型,旨在提高该区域水溶性盐基离子的反演精度,为河套灌区及西北干旱盐渍化地区盐碱地改良提供参考。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区基本情况

内蒙古河套灌区位于我国西北干旱内陆区,东

西长 250 km,南北宽约 50 km,本文以灌区中心区域永济灌域为例开展研究。永济灌域位于河套灌区中部,地理位置(107°13'~107°42'E,40°36'~41°13'N)东至丰济干渠,西至黄济干渠,南北长 60 km,东西宽 40 km,总土地面积 18.36 万  $\text{hm}^2$ ,现灌溉面积约 11.22 万  $\text{hm}^2$ ,年均降水量为 145 mm,年均蒸发量为 2 275 mm,属于典型的温带大陆性干旱、半干旱气候带,干旱少雨,蒸发强烈。主要种植的农作物有玉米、葵花、小麦、青椒、瓜类等,耕地中盐碱化土壤面积约为 50%,其中重度盐化土和盐土约占 17%,盐土类型主要为草甸盐土,其中氯化盐、硫酸盐和钠盐含量高,盐化土中所含盐分并不是以单一盐类存在,各种盐类都聚积于同一土层,形成复杂的盐分类型,土壤盐碱化长期困扰该地区的农业生产,是该地区农业发展的主要障碍性因素。

## 1.2 土壤样品采集及含量测定

土壤样品采集时间选择在春灌前 2017 年 4 月 5—10 日,此时土壤表层盐分积聚量大,更易于进行遥感反演。采样点按网格布设,通过 GPS 经纬度找点,并根据土地利用类型、作物种植结构和道路通达等实际情况确定采样点位置,实际采样间距为 2.5~10 km,采样点为 120 个,去除由于光谱、盐分等异常数据后,最终保留了 90 个具有代表性的盐渍化土壤采样点(图 1)。

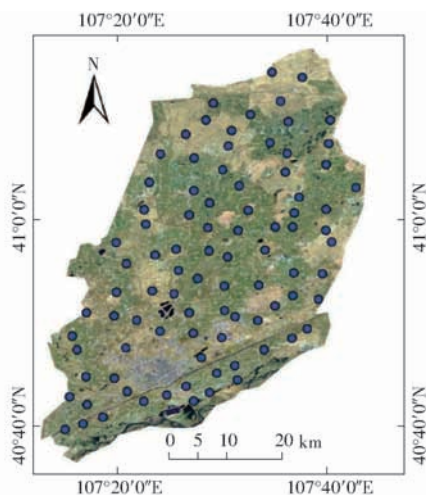


图 1 研究区土壤采样点分布

Fig. 1 Distribution of soil sampling points in study area

采样时根据 GPS 预先设定点的 30 m 范围内寻找平坦裸地进行样本采集,以减少植物、土壤水分等因素对土壤盐分和光谱测定的影响。每个采样点为 15 m × 15 m 的样方区,根据五点采样法在 0~20 cm<sup>[16]</sup> 土层采集 5 份样本,每份样本一部分用于土壤含水率测定,另一部分通过自然风干、碾碎、过 2 mm 孔径筛并按照土壤农化分析规范进行各离子含量的测定<sup>[32]</sup>,称取 20 g 风干土,以 5:1 的水土质量比进行混合,通过浸泡、振动使土壤盐分完全溶解,在浸提液中测定土壤水溶性盐基离子含量,包括  $\text{CO}_3^{2-}$ 、 $\text{HCO}_3^-$ 、 $\text{Cl}^-$ 、 $\text{Ca}^{2+}$ 、 $\text{Mg}^{2+}$ 、 $\text{SO}_4^{2-}$ 、 $\text{Na}^+$  +  $\text{K}^+$ ,其中  $\text{CO}_3^{2-}$  在偏碱性土壤中易于与  $\text{Ca}^{2+}$ 、 $\text{Mg}^{2+}$  等结为沉淀,此次试验检出量极少而并未列出,最后通过计算得到全盐量。

经测定研究区域主要土质为壤质砂土、砂质壤土、粉砂土。其中壤质砂土含水率为 2.78%~11.00%,砂质壤土含水率为 3.77%~15.46%,粉砂土含水率为 2.14%~31.28%,由于该地区较为干旱,表层土壤水分蒸发强烈,导致大部分土壤含水率较低。土壤中水溶性盐基离子含量见表 1,在阳离子中  $\text{Na}^+$  +  $\text{K}^+$  含量最高,最大值为 12.659 g/kg,最小值为 0.840 g/kg,平均值为 1.926 g/kg,阴离子中  $\text{Cl}^-$  含量最高,最大值为 17.700 g/kg,最小值为 0.311 g/kg,平均值为 2.062 g/kg,所有离子中  $\text{Mg}^{2+}$  含量最低,最大值为 1.119 g/kg,最小值为 0.106 g/kg,平均值为 0.211 g/kg。按照变异系数等级划分<sup>[33]</sup>:  $C_v < 10\%$  为弱变异性;  $10\% \leq C_v < 100\%$  为中等变异性;  $C_v \geq 100\%$  为强变异性,由表 1 可知,  $\text{HCO}_3^-$  离子属于弱变异性,全盐量、 $\text{Ca}^{2+}$ 、 $\text{Mg}^{2+}$  均属于中等变异性,  $\text{Na}^+$  +  $\text{K}^+$ 、 $\text{SO}_4^{2-}$ 、 $\text{Cl}^-$  属于强变异性。由于  $\text{HCO}_3^-$  离子变异性较小,故本文只对全盐量、 $\text{Na}^+$  +  $\text{K}^+$ 、 $\text{Cl}^-$ 、 $\text{SO}_4^{2-}$ 、 $\text{Ca}^{2+}$ 、 $\text{Mg}^{2+}$  进行模型的构建与验证。

## 1.3 光谱采集及光谱数据处理

在选定的土样采集区域,选择无植被覆盖土壤,先采用美国 ASD (Analytical spectral device) 公司 FieldSpec 4 Hi-Res 型地物光谱仪测定土壤光谱反

表 1 土壤全盐量和离子组成(质量比)描述性统计分析

Tab. 1 Descriptive statistical analysis of soil salt content and ion composition

参数	全盐量	$\text{Na}^+$ + $\text{K}^+$	$\text{Ca}^{2+}$	$\text{Mg}^{2+}$	$\text{SO}_4^{2-}$	$\text{Cl}^-$	$\text{HCO}_3^-$
最小值/( $\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$ )	3.234	0.840	0.110	0.106	0.048	0.311	0.397
最大值/( $\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$ )	34.384	12.659	0.895	1.119	18.888	17.700	2.745
平均值/( $\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$ )	6.230	1.926	0.263	0.211	1.677	2.062	1.282
总样本标准差/( $\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$ )	5.534	2.007	0.176	0.178	2.065	2.854	0.125
总样本变异系数/%	88.83	104.21	66.92	84.36	123.14	138.41	9.75



射率,探头视场角为 $25^\circ$ ,光谱范围 $350 \sim 2\,500 \text{ nm}$ 。选择晴朗无风天气,测量时间为 $10:00\text{--}14:00$ ,测定前先进行白板校正,测定时保持探头距离地面 $1 \text{ m}$ <sup>[34]</sup>,每个采样点测定两次,各采样点获10条土壤光谱曲线。

为了消除测量时噪声对光谱数据的影响,对光谱数据进行均值化、去噪、平滑3种预处理(图2)。主要利用仪器自带的View Specpro软件对每个采集点的10条光谱曲线进行均值化处理,以平均值作为该点的实测反射率;并对 $1\,340 \sim 1\,450 \text{ nm}$ 、 $1\,750 \sim$

$2\,020 \text{ nm}$ 、 $2\,330 \sim 2\,500 \text{ nm}$ 水汽吸收波段进行去除;同时利用Origin 9.0软件中的Savitzky-Golay方法进行平滑处理,经过3步处理后最终得到土壤原始光谱特性曲线。另外为了减少背景噪声的干扰,提高光谱灵敏度,对土壤原始光谱特性曲线进行光谱变换,主要包括一阶导数 $R'$ 、二阶导数 $R''$ 、倒数 $1/R$ 、倒数的一阶导数 $(1/R)'$ 、倒数的二阶导数 $(1/R)''$ 、对数 $\ln R$ 、对数的一阶导数 $(\ln R)'$ 、对数的二阶导数 $(\ln R)''$ 、平方根 $R^{0.5}$ 、平方根的一阶导数 $(R^{0.5})'$ 、平方根的导数 $(R^{0.5})''$  11种处理。

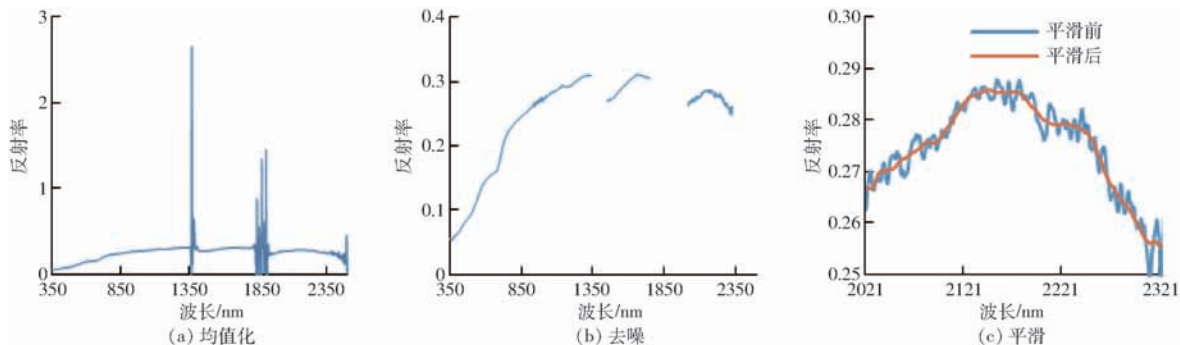


图2 高光谱预处理结果

Fig. 2 Hyperspectral pretreatment

#### 1.4 光谱指数的构建

基于3种应用比较广泛的指数,包括差值指数(Difference indices,  $D_I$ )、比值指数(Ratio indices,  $R_I$ )、归一化指数(Normalized difference indices,  $N_{DI}$ )<sup>[35]</sup>和反演效果较好的盐分指数 $S_1$ 、 $S_2$ <sup>[36]</sup>构建土壤水溶性盐基离子光谱指数,计算式为

$$D_I = R_i - R_j \quad (1)$$

$$N_{DI} = (R_i - R_j) / (R_i + R_j) \quad (2)$$

$$R_I = R_i / R_j \quad (3)$$

$$S_1 = (R_i^2 + R_j^2)^{0.5} \quad (4)$$

$$S_2 = (R_i^2 + R_j^2 + R_z^2)^{0.5} \quad (5)$$

式中  $R_i$ 、 $R_j$ 、 $R_z$ —— $350 \sim 2\,500 \text{ nm}$ 之间随机选取的第 $i$ 、 $j$ 、 $z$ 波段的光谱反射率

#### 1.5 基于特征波段和特征光谱指数的SVM模型构建

在进行光谱预处理、光谱变换、敏感波段确定、特征波段筛选以及特征光谱指数筛选的基础上,为了进一步提高预测精度,采用支持向量机(SVM)基于特征波段和特征波段+特征光谱指数构建高光谱水溶性盐基离子的综合反演模型。SVM模型利用Matlab R2016a软件的libsvm3.1工具箱编程实现,SVM类型为 $\nu$ -SVR,核函数类型为RBF,采用网格搜索法寻找最优参数,依据均方差最小原则确定惩罚参数 $C$ 与RBF核参数 $g$ 。将土壤水溶性盐基离子含量由小到大排列,每隔一个样本选取两个样本

作为训练集,即从90个代表性土壤样本中选取60个样本作为训练集,30个样本作为验证集。

#### 1.6 模型评价指标

以决定系数 $R^2$ 、均方根误差RMSE<sup>[37]</sup>、相对分析误差RPD对各模型模拟效果进行评价。当 $R^2$ 越趋近于1,说明模型拟合程度越好。RMSE越小,说明预测值与实测值相差越小,精度越高,模拟效果越好。反之,模型精度较差,模拟效果不好。当 $RPD > 2.5$ 时,表明模型具有极好的预测能力,当 $2.0 \leq RPD \leq 2.5$ 时,表明模型具有很好的定量预测能力,当 $1.8 \leq RPD < 2.0$ 时,表明模型具有定量的预测能力,当 $1.4 \leq RPD < 1.8$ 时,表明模型可用于评估或相关性方面的预测,当 $1.0 \leq RPD < 1.4$ 时,表明模型具有区别高低值的能力,当 $RPD < 1.0$ 时,表明模型不具备预测能力<sup>[38]</sup>。

## 2 结果与分析

### 2.1 野外实测土壤原始光谱反射率与土壤水溶性盐基离子含量的相关性

对3种预处理后的土壤原始光谱反射率与不同水溶性盐基离子含量进行相关性分析(图3),可以看出不同离子对不同波段反射率的敏感性差异较大,其中全盐量、 $\text{SO}_4^{2-}$ 、 $\text{Ca}^{2+}$ 、 $\text{Mg}^{2+}$ 均与反射率呈正相关,而 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 和 $\text{Cl}^-$ 与反射率则呈负相关。除 $\text{SO}_4^{2-}$ 随波长增大相关系数呈缓慢降低趋势外,其他

离子均随波长增大,相关系数的绝对值均呈现先减小后增大的趋势。由于对水汽吸收波段的去除,使全盐量及各离子与反射率的相关系数在部分区域呈现“锯齿状”。在最小波长 350 nm 时,SO<sub>4</sub><sup>2-</sup> 与反射率的相关系数较高,达到 0.16,且波长在 350 ~ 510 nm 范围内其相关系数均高于其他离子。Ca<sup>2+</sup> 与反射率相关系数在 510 ~ 700 nm 范围内有较强的吸收峰,峰值达到 0.18,为所有相关系数最大值,Ca<sup>2+</sup> 与反射率的相关系数变化剧烈,最小值出现在 950 ~ 1 200 nm 之间,仅为 0.02,是所有相关系数最小值。Mg<sup>2+</sup> 与反射率的相关系数最大值出现在 1 250 ~ 1 500 nm 之间,全盐量与反射率的相关系数是正相关曲线中最低值,总体变化趋势不明显。Na<sup>+</sup> + K<sup>+</sup>、Cl<sup>-</sup> 总体变化趋势大致相同,在 950 ~ 1 700 nm 有较小的吸收峰。总体来看,SO<sub>4</sub><sup>2-</sup> 与原始光谱反射率的相关系数在不同波段均有较大值,而 Cl<sup>-</sup> 与原始光谱反射率相关性最低。各离子相关性曲线中 |R| 由大到小为 Ca<sup>2+</sup>、SO<sub>4</sub><sup>2-</sup>、Mg<sup>2+</sup>、全盐量、Na<sup>+</sup> + K<sup>+</sup>、Cl<sup>-</sup>。

**2.2 土壤水溶性盐基离子的光谱最优变换和特征波段的筛选**

利用偏相关分析方法计算土壤不同水溶性盐基离子在不同变换形式下的相关系数及敏感波段数,用于筛选最优的变换形式。将原始光谱反射率与水

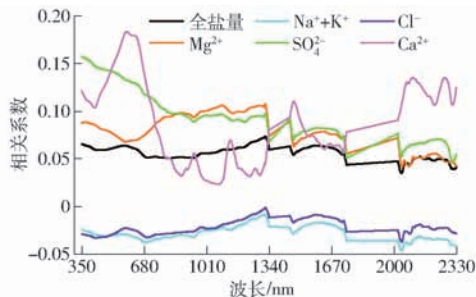


图 3 不同水溶性盐基离子含量与原始光谱反射率的相关性

Fig. 3 Correlation between different water-soluble base ions and original spectral reflectance

溶性盐基离子进行偏相关分析,均未得到敏感波段 ( $P < 0.01$ ),可见利用原始光谱反射率反演各离子的精度较低。将各土壤水溶性盐基离子与 11 种光谱变换后的所有波段反射率进行偏相关分析,筛选出具有敏感波段的变换形式(表 2)。可知各离子具有敏感波段的变换形式数量由大到小依次为 Cl<sup>-</sup>、Mg<sup>2+</sup> (7 种)、全盐量、SO<sub>4</sub><sup>2-</sup> (6 种)、Na<sup>+</sup> + K<sup>+</sup>、Ca<sup>2+</sup> (5 种)。所有敏感波段与盐基离子的相关性较相近,平均相关系数为 0.35,最小值为 0.319,最大值为 0.506。敏感波段数最多的为 Ca<sup>2+</sup> 的 R' 变换,达 76 个敏感波段,而全盐量和 SO<sub>4</sub><sup>2-</sup> 在不同变换形式下均有较多的敏感波段,超过 10 个敏感波段的分别

表 2 土壤水溶性盐离子不同光谱变换形式的比较

Tab. 2 Comparison of different spectral transformation forms of water-soluble salt ions content

指标	变换形式	相关 波段数	R			指标	变换形式	相关 波段数	R			
			最小值	最大值	平均值				最小值	最大值	平均值	
全盐量	(1/R)'	27**	0.324	0.339	0.332	SO <sub>4</sub> <sup>2-</sup>	R'	15**	0.322	0.355	0.339	
	(1/R)''	41**	0.322	0.435	0.363		R''	7**	0.320	0.366	0.339	
	(lnR)'	34**	0.319	0.375	0.335		(1/R)''	72**	0.321	0.473	0.372	
	(lnR)''	28**	0.319	0.431	0.369		(lnR)''	65**	0.320	0.506	0.377	
	(R <sup>0.5</sup> )'	3**	0.328	0.342	0.334		(R <sup>0.5</sup> )'	59**	0.320	0.400	0.345	
	(R <sup>0.5</sup> )''	1**	0.350	0.350	0.350		(R <sup>0.5</sup> )''	13**	0.330	0.368	0.341	
	最优			(1/R)''			最优		(lnR)''			
Na <sup>+</sup> + K <sup>+</sup>	(1/R)'	2**	0.329	0.331	0.330	Ca <sup>2+</sup>	R'	76**	0.319	0.385	0.349	
	(1/R)''	7**	0.321	0.355	0.340		R''	25**	0.319	0.424	0.354	
	(lnR)'	2**	0.321	0.323	0.322		(lnR)''	1**	0.382	0.382	0.382	
	(lnR)''	4**	0.323	0.346	0.336		(R <sup>0.5</sup> )'	7**	0.320	0.325	0.323	
	(R <sup>0.5</sup> )'	1**	0.329	0.329	0.329		(R <sup>0.5</sup> )''	8**	0.322	0.398	0.343	
	最优			(1/R)''			最优		R'			
Cl <sup>-</sup>	R'	3**	0.329	0.341	0.333	Mg <sup>2+</sup>	R'	3**	0.330	0.372	0.356	
	(1/R)'	6**	0.324	0.372	0.352		R''	4**	0.320	0.352	0.338	
	(1/R)''	6**	0.320	0.380	0.344		(1/R)''	8**	0.323	0.378	0.347	
	(lnR)'	9**	0.337	0.467	0.403		(lnR)'	2**	0.320	0.333	0.327	
	(lnR)''	8**	0.325	0.377	0.345		(lnR)''	28**	0.319	0.460	0.356	
	(R <sup>0.5</sup> )'	11**	0.322	0.427	0.367		(R <sup>0.5</sup> )'	5**	0.322	0.358	0.339	
	(R <sup>0.5</sup> )''	3**	0.330	0.357	0.342		(R <sup>0.5</sup> )''	9**	0.323	0.391	0.343	
	最优			(lnR)'			最优		(lnR)''			

注: \*\*表示  $P < 0.01$ ,下同。

有4种和5种变换形式。通过对不同水溶性盐基离子与不同变换形式下的光谱反射率进行相关性分析,综合相关系数和敏感波段数量,确定了全盐量、 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 、 $\text{Cl}^-$ 、 $\text{SO}_4^{2-}$ 、 $\text{Ca}^{2+}$ 、 $\text{Mg}^{2+}$ 的光谱最优变换形式分别为 $(1/R)''$ 、 $(1/R)''$ 、 $(\ln R)'$ 、 $(\ln R)''$ 、 $R'$ 、 $(\ln R)''$ 。全盐量和5种离子最优变换下光谱反射率和离子含量的相关性分析如图4所示,全盐量最优变换形式下的敏感波段主要集中在350~960 nm和1 660~2 350 nm,最大值出现在350~400 nm之间; $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 敏感波段主要集中在350~470 nm、920~1 000 nm和2 170~2 270 nm; $\text{Cl}^-$ 敏感波段主要集中在2 000~2 150 nm; $\text{SO}_4^{2-}$ 在350~2 080 nm之间均有敏感波段; $\text{Ca}^{2+}$ 敏感波段主要集中在710~770 nm和2 050~2 200 nm; $\text{Mg}^{2+}$ 敏感波段主要集中在350~

900 nm和1 540~2 200 nm。由表2可知,全盐量、 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 、 $\text{Cl}^-$ 、 $\text{SO}_4^{2-}$ 、 $\text{Ca}^{2+}$ 、 $\text{Mg}^{2+}$ 在最优光谱变换下的敏感波段数量分别为41、7、9、65、76、28个,其相关系数绝对值平均值分别为0.363、0.340、0.403、0.377、0.349、0.356,其中 $\text{Ca}^{2+}$ 的敏感波段数最多,而 $\text{Cl}^-$ 与最优变换形式的平均光谱反射率相关系数最高。另外,除 $\text{Ca}^{2+}$ 、 $\text{Cl}^-$ 外,其他离子的最优变换形式均为 $(1/R)''$ 或 $(\ln R)''$ ,可见对于土壤水溶性盐基离子的高光谱反演过程中,可选用 $(1/R)''$ 、 $(\ln R)''$ 2种形式进行光谱变换。张贤龙等<sup>[27]</sup>发现一阶微分( $R'$ )和一阶对倒数( $\lg \frac{1}{R'}$ )变换下土壤盐分估算模型的精度较高,与本文研究结果存在差异,这可能与土壤的质地、氮素等因素有关。

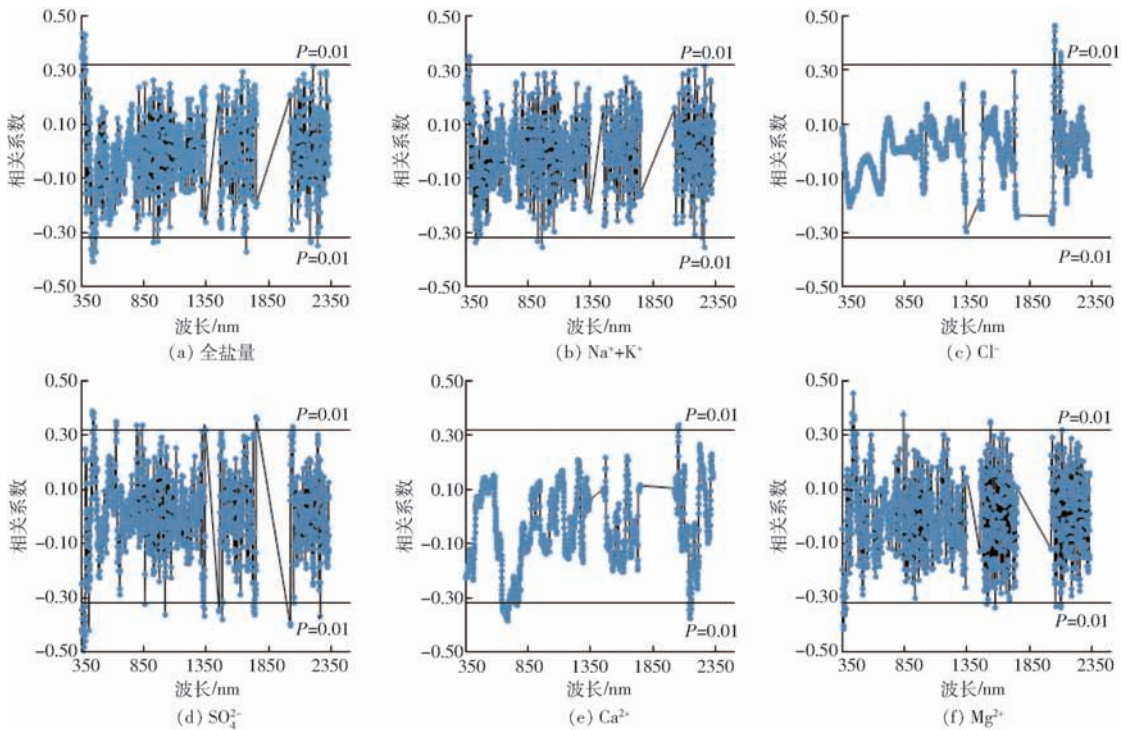


图4 光谱反射率在最优变换下与不同水溶性盐基离子含量的相关性分析

Fig. 4 Correlation analysis between different soil salt ions content and spectral reflectance under optimal transformation

通过相关性分析,得到了不同水溶性盐基离子最优变换形式,并确定了敏感波段,然而敏感波段数量过多,如 $\text{Ca}^{2+}$ 在最优变换( $R'$ )下共有76个敏感波段,故为了使回归方程全局最优,利用逐步回归方法去除对整个方程贡献率较低的波段,得到了土壤水溶性盐基离子的特征波段及回归模型(表3),其中 $\text{SO}_4^{2-}$ 特征波段最多,有5个;全盐量和 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 有4个特征波段,而 $\text{Mg}^{2+}$ 、 $\text{Ca}^{2+}$ 、 $\text{Cl}^-$ 特征波段分别为3、2、1个。将特征波段直接与水溶性盐基离子建立多元逐步线性回归模型后,发现 $R^2$ 仅在0.20~0.52之间,RMSE在0.13~2.12 g/kg之间,全盐量回归结果与张贤龙等<sup>[27]</sup>所述相似。回归模型中,各离子 $R^2$ 平均值为0.35,

RMSE平均值为0.87 g/kg,其中 $\text{SO}_4^{2-}$ 的拟合精度最高, $R^2$ 为0.52; $\text{Ca}^{2+}$ 的拟合精度最低, $R^2$ 为0.20。

### 2.3 基于逐步回归的土壤水溶性盐基离子特征指数筛选

以表3筛选出的不同离子的特征波段(除 $\text{Cl}^-$ 外)为基础,分别代入5种光谱指数中,建立各水溶性盐基离子的光谱指数模型(表4),其中全盐量、 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 、 $\text{SO}_4^{2-}$ 、 $\text{Mg}^{2+}$ 均为5种, $\text{Ca}^{2+}$ 为4种。

考虑到模型因子的个数不宜过多,遂将光谱指数与水溶性盐基离子进行逐步线性回归,筛选出对因变量有显著影响的自变量,构建最优回归方程(表5),确定了 $D_{1a}$ ( $R=0.50$ )、 $S_{2a}$ ( $R=-0.69$ )为



表3 最优光谱变换下不同水溶性盐基离子的特征波段及回归模型

Tab.3 Characteristic band and regression model of different salt ions under optimal spectral transformation

指标	特征波段/nm	相关系数	回归方程	$R^2$	RMSE/ ( $g \cdot kg^{-1}$ )
全盐量	355,382	-0.44 **, 0.33 **	$Y = 7.194 + 495.722R_{355} - 2671.856R_{958} +$	0.40 **	2.12
	927,958	-0.33 **, -0.33 **	$732.573R_{382} - 4972.862R_{927}$		
Na <sup>+</sup> + K <sup>+</sup>	382,427	0.36 **, -0.33 **	$Y = 2.149 + 305.138R_{382} - 1005.822R_{958} -$	0.41 **	0.72
	927,958	-0.33 **, -0.35 **	$1997.411R_{927} - 294.460R_{427}$		
Cl <sup>-</sup>	2049	0.47 **	$Y = 1.610 + 281.487R_{2049}$	0.22 **	1.39
SO <sub>4</sub> <sup>2-</sup>	365,407,857	-0.51 **, -0.42 **, -0.32 **	$Y = 1.840 - 4876.164R_{365} - 261.784R_{1728} -$	0.52 **	0.63
	1728,2263	-0.35 **, -0.37 **	$3369.177R_{407} - 11754.463R_{857} - 1439.154R_{2263}$		
Ca <sup>2+</sup>	681,2052	-0.39 **, 0.34 **	$Y = 0.427 - 148.054R_{681} + 47.498R_{2052}$	0.20 **	0.23
Mg <sup>2+</sup>	438,841,1510	0.46 **, 0.38 **, -0.32 **	$Y = 0.424 + 1090.319R_{438} + 2504.258R_{841} -$	0.36 **	0.13
			$383.929R_{1510}$		

表4 高光谱光谱指数的构建

Tab.4 Construction of hyperspectral spectral index

指标	公式	相关系数	指标	公式	相关系数
全盐量	$D_{Ia} = R_{355} - R_{958}$	0.50 **	Na <sup>+</sup> + K <sup>+</sup>	$D_{Ib} = R_{382} - R_{427}$	0.45 **
	$R_{Ia} = R_{355}/R_{958}$	0.22		$R_{Ib} = R_{958}/R_{927}$	0.14
	$N_{Dla} = (R_{355} - R_{927})/(R_{355} + R_{927})$	0.16		$N_{Dlb} = (R_{427} - R_{958})/(R_{427} + R_{958})$	0.12
	$S_{1a} = (R_{355}^2 + R_{927}^2)^{0.5}$	-0.73 **		$S_{1b} = (R_{927}^2 + R_{958}^2)^{0.5}$	0.29 *
SO <sub>4</sub> <sup>2-</sup>	$S_{2a} = (R_{355}^2 + R_{927}^2 + R_{958}^2)^{0.5}$	-0.69 **	Ca <sup>2+</sup>	$S_{2b} = (R_{382}^2 + R_{927}^2 + R_{958}^2)^{0.5}$	0.19
	$D_{Ic} = R_{365} - R_{857}$	-0.50 **		$D_{Id} = R_{681} - R_{2052}$	0.48 **
	$R_{Ic} = R_{857}/R_{365}$	-0.27 *		$R_{Id} = R_{681}/R_{2052}$	0.11
	$N_{Dic} = (R_{407} - R_{857})/(R_{407} + R_{857})$	-0.43 **		$N_{Did} = (R_{681} - R_{2052})/(R_{681} + R_{2052})$	0.01
Mg <sup>2+</sup>	$S_{1c} = (R_{365}^2 + R_{407}^2)^{0.5}$	-0.85 **	Mg <sup>2+</sup>	$S_{5d} = (R_{681}^2 + R_{2052}^2)^{0.5}$	0.30 **
	$S_{2c} = (R_{365}^2 + R_{407}^2 + R_{857}^2)^{0.5}$	-0.86 **		$R_{Ie} = R_{841}/R_{438}$	0.23
	$D_{Ie} = R_{1510} - R_{841}$	-0.53 **		$S_{1e} = (R_{438}^2 + R_{841}^2)^{0.5}$	-0.55 **
	$N_{Dle} = (R_{438} - R_{1510})/(R_{438} + R_{1510})$	-0.09		$S_{2e} = (R_{438}^2 + R_{841}^2 + R_{1510}^2)^{0.5}$	0.10

注: \* 表示  $P < 0.05$ 。

表5 高光谱特征光谱指数及回归模型

Tab.5 Regression model of hyperspectral spectral index

指标	特征光谱指数	回归模型	$R^2$	RMSE/( $g \cdot kg^{-1}$ )
全盐量	$D_{Ia}, S_{2a}$	$Y = 8.397 + 521.966D_{Ia} - 548.332S_{2a}$	0.56 **	1.83
Na <sup>+</sup> + K <sup>+</sup>	$D_{Ib}$	$Y = 1.941 + 287.947D_{Ib}$	0.45 **	0.69
SO <sub>4</sub> <sup>2-</sup>	$S_{2c}$	$Y = 2.577 - 8477.570S_{2c}$	0.74 **	0.47
Ca <sup>2+</sup>	$D_{Id}$	$Y = 0.373 - 64.031D_{Id}$	0.45 **	0.19
Mg <sup>2+</sup>	$D_{Ie}, R_{Ie}, S_{1e}$	$Y = 0.437 - 568.037D_{Ie} - 0.042R_{Ie} - 763.203S_{1e}$	0.59 **	0.10

全盐量的特征光谱指数; $D_{Ib}$  ( $R = 0.45$ ) 为 Na<sup>+</sup> + K<sup>+</sup> 的特征光谱指数; $S_{2c}$  ( $R = -0.86$ ) 为 SO<sub>4</sub><sup>2-</sup> 的特征光谱指数; $D_{Id}$  ( $R = 0.48$ ) 为 Ca<sup>2+</sup> 的特征光谱指数; $D_{Ie}$  ( $R = -0.53$ )、 $R_{Ie}$  ( $R = 0.23$ )、 $S_{1e}$  ( $R = -0.55$ ) 为 Mg<sup>2+</sup> 的特征光谱指数。在筛选出的特征波段的基础上,基于特征指数构建的各离子多元逐步线性回归模型的拟合精度明显高于仅考虑特征波段的多元逐步线性回归模型,基于特征波段 + 特征指数的全盐量、Na<sup>+</sup> + K<sup>+</sup>、SO<sub>4</sub><sup>2-</sup>、Ca<sup>2+</sup> 以及 Mg<sup>2+</sup> 的多元逐步线性回归模型的  $R^2$  在 0.45 ~ 0.74 之间, RMSE 在

0.10 ~ 1.83 g/kg 之间,与仅考虑特征波段的多元逐步线性回归相比,考虑了特征波段 + 特征指数的回归模型各离子的  $R^2$  平均提高了 58.67%, RMSE 降低了 24.60%,其中拟合精度最高的离子为 SO<sub>4</sub><sup>2-</sup>,  $R^2$  为 0.74, RMSE 为 0.47 g/kg。

## 2.4 基于特征波段及特征波段 + 特征光谱指数的 SVM 综合模型构建

为了探索水溶性盐基离子 SVM 的优化模型,将筛选的特征波段、特征波段 + 特征光谱指数分别建立 SVM 模型,对比其模型精度。由表 6 可知,基于

特征波段的 SVM 模型中,训练集  $R^2$  为 0.30 ~ 0.63, RMSE 为 0.12 ~ 1.72 g/kg, 验证集  $R^2$  为 0.31 ~ 0.67, RMSE 为 0.12 ~ 2.33 g/kg, RPD 为 0.296 ~ 1.090,除基于特征波段的全盐量、 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$  的 SVM 模型具有区分高低值的能力外其余模型均不具备预测能力。而基于特征波段 + 特征光谱指数的 SVM 模型的模拟效果均较好,模型的训练集和验证集的预测效果如图 5 所示,训练集  $R^2$  为 0.49 ~ 0.90, RMSE 为 0.08 ~ 1.25 g/kg, 验证集  $R^2$  为 0.53 ~ 0.90, RMSE 为 0.11 ~ 1.43 g/kg, RPD 为 1.150 ~ 3.000,通过对

基于特征波段的 SVM 模型与基于特征波段 + 特征光谱指数的 SVM 模型的模拟精度比较可知,考虑了特征波段 + 特征光谱指数 SVM 模型中各离子的 RPD 平均提高了 110.27%, 训练集  $R^2$  平均提高了 37.54%, RMSE 降低了 40.12%, 验证集  $R^2$  平均提高了 56.04%, RMSE 降低了 39.39%。其中  $\text{SO}_4^{2-}$  的 RPD 达到 3.000, 模拟效果最优, 具备很好的预测能力, 全盐量模型具有很好的定量预测能力,  $\text{Mg}^{2+}$  模型可用于评估或相关性方面的预测,  $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 、 $\text{Ca}^{2+}$  的模型具有区别高低值的能力。

表 6 基于 SVM 的高光谱综合模型构建及验证

Tab. 6 Construction and verification of hyperspectral integrated model based on SVM

指标	特征指标	训练集		验证集		RPD
		$R^2$	RMSE/(g·kg <sup>-1</sup> )	$R^2$	RMSE/(g·kg <sup>-1</sup> )	
全盐量	特征波段	0.56	1.72	0.45	2.33	1.090
	特征波段 + 特征光谱指数	0.81	1.25	0.80	1.43	1.967
$\text{Na}^+ + \text{K}^+$	特征波段	0.40	0.74	0.50	0.63	1.013
	特征波段 + 特征光谱指数	0.52	0.68	0.53	0.57	1.153
$\text{Cl}^-$	特征波段	0.30	1.35	0.31	1.22	0.296
	特征波段 + 特征光谱指数					
$\text{SO}_4^{2-}$	特征波段	0.62	0.59	0.67	0.39	0.672
	特征波段 + 特征光谱指数	0.90	0.29	0.90	0.24	3.000
$\text{Ca}^{2+}$	特征波段	0.63	0.45	0.34	0.26	0.862
	特征波段 + 特征光谱指数	0.49	0.18	0.68	0.15	1.150
$\text{Mg}^{2+}$	特征波段	0.50	0.12	0.46	0.12	0.491
	特征波段 + 特征光谱指数	0.73	0.08	0.64	0.11	1.410

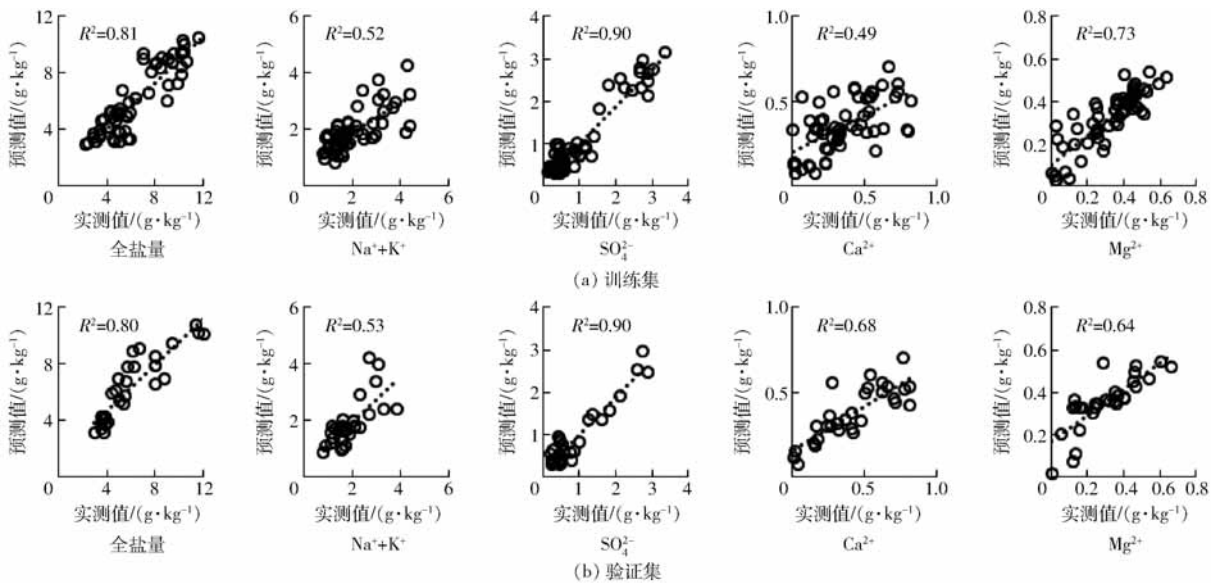


图 5 基于特征波段 + 特征光谱指数的水溶性盐基离子模型精度检验

Fig. 5 Accuracy test of water-soluble salt-based ion model based on characteristic bands and spectral indices

### 3 讨论

从土壤原始光谱反射率与土壤水溶性盐基离子的相关性来看,土壤原始光谱反射率与土壤水溶性盐基离子的平均相关系数低于代希君等<sup>[30]</sup>利用室

内测定的土壤原始光谱反射率所得结果,可能由于野外光谱测量受到干扰所致。其中  $\text{Cl}^-$  的相关性最差,最终的模型预测效果最差,且  $\text{Cl}^-$  的特征波段仅为 1 个,从而无法建立光谱指数。 $\text{SO}_4^{2-}$  的相关性较优,模型模拟效果也表现出很好的预测能力,而与



始反射率效果最优的  $\text{Ca}^{2+}$  模拟效果明显差于  $\text{SO}_4^{2-}$ , 主要是由于在光谱变换的过程中, 使原始光谱中一些隐蔽的光谱信息显露出来, 从而使部分离子相关性有所提高。经光谱变换后, 土壤水溶性盐基离子与光谱反射率之间的相关性得到明显提高, 张东辉等<sup>[39]</sup>发现光谱变换对高光谱遥感反演黑土养分含量时的提取精度具有显著性影响。陈弈云等<sup>[40]</sup>表示光谱变换方法可以突出目标组分的光谱特征, 这也进一步说明变换后的光谱对信息提取精度具有重要的作用。

从特征波段与特征波段 + 特征光谱指数的模型模拟精度来看, 基于特征波段 + 特征光谱指数的回归模型精度明显高于特征波段。基于特征波段的模型模拟精度由大到小为  $\text{SO}_4^{2-}$ 、 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 、全盐量、 $\text{Mg}^{2+}$ 、 $\text{Cl}^-$ 、 $\text{Ca}^{2+}$ , 基于特征波段 + 特征光谱指数的模型模拟精度由大到小为  $\text{SO}_4^{2-}$ 、 $\text{Mg}^{2+}$ 、全盐量、 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 、 $\text{Ca}^{2+}$ , 其中模拟效果最差为  $\text{Ca}^{2+}$ , 在特征波段 + 特征光谱指数的模型模拟效果较基于特征波段模型  $R^2$  提高了 125%, RMSE 降低了 17.39%。在基于特征波段的模型的模拟结果中  $\text{Na}^+ + \text{K}^+$  的模拟效果明显优于  $\text{Mg}^{2+}$ , 而在特征波段 + 特征光谱指数的模型中却相反, 这是因为在光谱指数的构建过程中, 高相关性的离子作用更加凸显, 同时提高了建模精度, 张贤龙等<sup>[27]</sup>发现基于光谱指数模型优于基于单一特征波段模型。由此可见, 光谱指数的加入为土壤水溶性盐基离子的反演提供了新的思路。

由于不同地区土壤组成不同、不同地区的盐分与土壤颗粒结合的方式不同, 从而使不同地区盐渍化土壤光谱具有异质性<sup>[41]</sup>, 并增加了在特征波段、特征光谱指数的提取过程中的难度。SRIVASTAVA 等<sup>[42]</sup>发现利用 1 390 ~ 2 400 nm 光谱波段建立的模型可以解释电导率及盐分离子  $\text{Na}^+$ 、 $\text{Ca}^{2+}$ 、 $\text{Mg}^{2+}$ 、 $\text{Cl}^-$  以及钠吸附比。刘亚秋等<sup>[43]</sup>在黄河口区的研究表明, 通过利用显著特征光谱构建的随机森林预测模型对盐分、 $\text{Cl}^-$  和  $\text{Na}^+$  均具有较好的估测精度和稳定性, 也可用于  $\text{Ca}^{2+}$  的定量估测; 本研究利用光谱变换、特征波段、特征波段 + 特征光谱指数以及 SVM 学习相结合的模型用以提高水溶性盐基离子的预测精度, 结果表明, 模型可以很好地预测  $\text{SO}_4^{2-}$ 、全盐量、 $\text{Mg}^{2+}$  的含量,  $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 、 $\text{Ca}^{2+}$  模型具有区别高低值的能力。代希君等<sup>[30]</sup>研究结果表明,  $\text{HCO}_3^-$  和  $\text{Ca}^{2+}$  构建模型的反演精度最高,  $\text{Cl}^-$ 、 $\text{SO}_4^{2-}$  和  $\text{Mg}^{2+}$  次之,  $\text{Na}^+$  构建的模型只能进行粗略估计,  $\text{K}^+$  的反演精度最差。王海江等<sup>[31]</sup>研究结果表明,

$\text{Na}^+$ 、 $\text{K}^+$ 、 $\text{Ca}^{2+}$  和  $\text{SO}_4^{2-}$  离子含量能够通过光谱模型进行很好的预测。本文在  $\text{Na}^+ + \text{K}^+$  预测方面与代希君等研究结果相似, 但与王海江等研究结果存在差异, 可能是由于地区差异、土壤颗粒组成、水分、土壤质地, 亦或是预处理方法等因素有关。

## 4 结论

(1) 经预处理的野外原始光谱反射率与土壤水溶性盐基离子总体上相关性较低, 不同离子差异较大。全盐量、 $\text{SO}_4^{2-}$ 、 $\text{Ca}^{2+}$ 、 $\text{Mg}^{2+}$  与反射率均呈正相关, 而  $\text{Na}^+ + \text{K}^+$  和  $\text{Cl}^-$  与反射率呈负相关, 原始光谱反射率与土壤离子相关系数由大到小依次为  $\text{Ca}^{2+}$ 、 $\text{SO}_4^{2-}$ 、 $\text{Mg}^{2+}$ 、全盐量、 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 、 $\text{Cl}^-$ 。

(2) 光谱变换后, 光谱反射率与各水溶性盐基离子的相关性明显提高, 其中  $(\ln R)''$ 、 $(R^{0.5})''$  与各离子均具有显著性波段, 最优变换以  $(1/R)''$  或  $(\ln R)''$  为主, 其中全盐量、 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 、 $\text{Cl}^-$ 、 $\text{SO}_4^{2-}$ 、 $\text{Ca}^{2+}$ 、 $\text{Mg}^{2+}$  的光谱最优变换形式分别为  $(1/R)''$ 、 $(1/R)''$ 、 $(\ln R)'$ 、 $(\ln R)''$ 、 $R'$ 、 $(\ln R)''$ , 敏感波段数分别为 41、7、9、65、76、28 个。基于逐步回归法确定了不同水溶性盐基离子的特征波段, 除  $\text{Cl}^-$  仅 1 个特征波段外, 其他离子均为 2 或 3 个特征波段。利用特征波段建立的回归模型中,  $R^2$  在 0.20 ~ 0.52 之间, 平均值为 0.35; RMSE 在 0.13 ~ 2.12 g/kg 之间, 平均值为 0.87 g/kg。其中  $\text{SO}_4^{2-}$  的拟合精度最高,  $R^2$  为 0.52;  $\text{Ca}^{2+}$  的拟合精度最低,  $R^2$  为 0.20。

(3) 建立基于特征波段 + 特征光谱指数的回归模型, 结果表明, 基于特征波段 + 特征光谱指数的回归模型精度有了明显的提高。模型  $R^2$  在 0.45 ~ 0.74 之间, RMSE 在 0.10 ~ 1.83 g/kg 之间, 与仅考虑特征波段的回归模型相比, 考虑了特征波段 + 特征指数的回归模型各离子的  $R^2$  平均提高了 58.67%, RMSE 降低了 24.60%, 其中  $\text{SO}_4^{2-}$  拟合精度最高,  $R^2$  为 0.74, RMSE 为 0.47 g/kg。

(4) 基于特征波段 + 特征光谱指数构建的 SVM 高光谱综合反演模型与仅考虑特征光谱的 SVM 模型相比, 各离子 RPD 平均提高了 110.27%, 训练集  $R^2$  平均提高了 37.54%, RMSE 平均降低了 40.12%, 验证集  $R^2$  平均提高了 56.04%, RMSE 平均降低了 39.39%。其中  $\text{SO}_4^{2-}$  的 RPD 达到 3.000, 模拟效果最优, 具备很好的预测能力; 全盐量模型具有很好的定量预测能力,  $\text{Mg}^{2+}$  模型可用于评估或相关性方面的预测,  $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 、 $\text{Ca}^{2+}$  的模型具有区别高低值的能力。

## 参 考 文 献

- [1] EMTSEV V T, SOKOLOVA A Y, SELITSKAYA O V. Protective effect of *Klebsiella bacteria* on lawn grasses under conditions of soil salinization[J]. Eurasian Soil Science, 2010, 43(7):771-776.
- [2] 屈永华,段小亮,高鸿永,等. 内蒙古河套灌区土壤盐分光谱定量分析研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(5):1362-1366.  
QU Yonghua, DUAN Xiaoliang, GAO Hongyong, et al. Quantitative retrieval of soil salinity using hyperspectral data in the region of Inner Mongolia Hetao irrigation district[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(5): 1362-1366. (in Chinese)
- [3] 雷磊,塔西甫拉提·特依拜,丁建丽,等. 实测高光谱和 HSI 影像的区域土壤盐渍化遥感监测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(7):1948-1953.  
LEI L, TASHPOLAT T, DING J L, et al. Study on the soil salinization monitoring based on measured hyperspectral and HSI data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(7):1948-1953. (in Chinese)
- [4] BULENT A, CHIMAN K. Application of deep belief network to land cover classification using hyperspectral images[C]//Advances in neural networks—ISNN 2017. Proceedings of 14th International Symposium, ISNN 2017, Sapporo, Hakodate, and Muroran, Hokkaido, 2017: 269-276.
- [5] 曹引,冶运涛,赵红莉,等. 基于离散粒子群和偏最小二乘的水源地浊度高光谱反演[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(1):173-182.  
CAO Yin, YE Yuntao, ZHAO Hongli, et al. Satellite hyperspectral retrieval of turbidity for water source based on discrete particle swarm and partial least squares[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(1): 173-182. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20180122&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180122&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.01.022. (in Chinese)
- [6] 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 Z Y, ZHU X C, FANG X Y, 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. (in Chinese)
- [7] 岳学军,凌康杰,洪添胜,等. 基于高光谱图像的龙眼叶片叶绿素含量分布模型[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(8):18-25.  
YUE Xuejun, LING Kangjie, HONG Tiansheng, et al. Distribution model of chlorophyll content for longan leaves based on hyperspectral imaging technology[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(8): 18-25. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20180802&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180802&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.08.002. (in Chinese)
- [8] 李粉玲,常庆瑞. 基于连续统去除法的冬小麦叶片全氮含量估算[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(7):174-179.  
LI Fenling, CHANG Qingrui. Estimation of winter wheat leaf nitrogen content based on continuum removed spectra[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(7):174-179. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20170722&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170722&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.07.022. (in Chinese)
- [9] 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](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)
- [10] 刘冰峰,李军,贺佳. 玉米叶片全磷含量高光谱遥感监测诊断模型研究[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(8):252-258.  
LIU Bingfeng, LI Jun, HE Jia. Total phosphorus content estimation models of summer maize leaves based on hyperspectral remote sensing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(8): 252-258. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20150835&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150835&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.08.035. (in Chinese)
- [11] 李岚涛,任涛,汪善勤,等. 基于角果期高光谱的冬油菜产量预测模型研究[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(3):221-229.  
LI Lantao, REN Tao, WANG Shanqin, et al. Prediction models of winter oilseed rape yield based on hyperspectral data at pod-filling stage[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3): 221-229. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20170328&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170328&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.03.028. (in Chinese)
- [12] 张秋霞,张合兵,张会娟,等. 粮食主产区耕地土壤重金属高光谱综合反演模型[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(3):148-155.  
ZHANG Qiuxia, ZHANG Hebing, ZHANG Huijuan, et al. Hybrid inversion model of heavy metals with hyperspectral reflectance in cultivated soils of main grain producing areas[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3): 148-155. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=)

- 20170319&journal\_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.03.019. (in Chinese)
- [13] 王敬哲,塔西甫拉提·特依拜,张东. 基于分数阶微分的荒漠土壤铬含量高光谱检测[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(5):152-158.  
WANG Jingzhe, TASHPOLAT·Tiyip, ZHANG Dong. Spectral detection of chromium content in desert soil based on fractional differential[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(5): 152-158. [http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20170518&journal\\_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.05.018.](http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170518&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.05.018.) (in Chinese)
- [14] 洪永胜,朱亚星,苏学平,等. 高光谱技术联合归一化光谱指数估算土壤有机质含量[J]. 光谱学与光谱分析,2017,37(11):3537-3542.  
HONG Yongsheng, ZHU Yaxing, SU Xueping, et al. Estimation of soil organic matter content using hyperspectral techniques combined with normalized difference spectral index[J]. Spectroscopy & Spectral Analysis, 2017, 37(11): 3537-3542. (in Chinese)
- [15] 张智韬,韩文霆. 基于岭回归的土壤含水率高光谱反演研究[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(5):240-248.  
ZHANG Zhitao, HAN Wenting. Inversion of soil moisture content from hyperspectra based on ridge regression [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(5):240-248. [http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20180528&journal\\_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.05.028.](http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180528&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.05.028.) (in Chinese)
- [16] 阿尔达克·克里木,塔西甫拉提·特依拜,张东,等. 基于高光谱的 ASTER 影像土壤盐分模型校正及验证[J]. 农业工程学报,2016,32(12):144-150.  
ARDAK·Kelimu, TASHPOLAT·Tiyip, ZHENG Dong, et al. Calibration and validation of soil salinity estimation model based on measured hyperspectral and ASTER image[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(12): 144-150. (in Chinese)
- [17] 张晓光,黄标,季峻峰,等. 基于可见近红外高光谱的东北盐渍土盐分定量模型研究[J]. 光谱学与光谱分析,2012,32(8):2075-2079.  
ZHANG Xiaoguang, HUANG Biao, JI Junfeng, et al. Quantitative prediction of soil salinity content with visible-near infrared hyper—spectra in northeast China[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(8): 2075-2079. (in Chinese)
- [18] 韩雾昌,李晓明. 盐碱地利用障碍因子高光谱遥感反演研究[J]. 光谱学与光谱分析,2013,33(7):1932-1935.  
HAN Jichang, LI Xiaoming. Research on hyperspectral remote sensing inversion of barrier factors in saline-alkaline land use [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(7): 1932-1935. (in Chinese)
- [19] 厉彦玲,赵庚星,常春艳,等. OLI 与 HSI 影像融合的土壤盐分反演模型[J]. 农业工程学报,2017,33(21):173-180.  
LI Yanling, ZHAO Gengxing, CHANG Chunyan, et al. Soil salinity retrieval model based on OLI and HSI image fusion[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(21): 173-180. (in Chinese)
- [20] AN D, ZHAO G, CHANG C, et al. Hyperspectral field estimation and remote-sensing inversion of salt content in coastal saline soils of the Yellow River Delta[J]. International Journal of Remote Sensing, 2016, 37(2): 455-470.
- [21] ROCHA N, ODILIO C, TEIXEIRA A, et al. Hyperspectral remote sensing for detecting soil salinization using ProSpecTIR-VS aerial imagery and sensor simulation[J]. Remote Sensing, 2017, 9(1): 42.
- [22] YAO Y, DING J L, KELIMUL A, et al. Research on remote sensing monitoring of soil salinization based on measured hyperspectral and EM38 data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(7): 1917-1921.
- [23] 姚远,丁建丽,阿尔达克·克里木,等. 基于实测高光谱和电磁感应数据的区域土壤盐渍化遥感监测研究[J]. 光谱学与光谱分析,2013,33(7):1917-1921.  
YAO Yuan, DING Jianli, ARDAK·Kelimu, et al. Research on remote sensing monitoring of soil salinization based on measured hyperspectral and EM38 data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(7): 1917-1921. (in Chinese)
- [24] 韩阳,秦伟超,王野乔. 吉林省西部典型盐渍化土壤偏振反射高光谱特征与模型研究[J]. 光谱学与光谱分析,2014,34(6):1640-1644.  
HAN Yang, QIN Weichao, WANG Yeqiao. Study on the polarized reflectance hyperspectral characteristics and models of typical saline soil in the west of Jilin Province, China[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(6): 1640-1644. (in Chinese)
- [25] 徐文茹,韩阳,秦艳,等. 盐渍化土壤偏振高光谱信息与土壤线的关系初探[J]. 光谱学与光谱分析,2015,35(10):2856-2861.  
XU Wenru, HAN Yang, QIN Yan, et al. Study on the relationship between hyperspectral polarized information of soil salinization and soil line[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(10): 2856-2861. (in Chinese)
- [26] 彭杰,王家强,向红英,等. 土壤含盐量与电导率的高光谱反演精度对比研究[J]. 光谱学与光谱分析,2014,34(2):510-514.  
PENG Jie, WANG Jiaqiang, XIANG Hongying, et al. Comparative study on hyperspectral inversion accuracy of soil salt content and electrical conductivity[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(2): 510-514. (in Chinese)
- [27] 张贤龙,张飞,张海威,等. 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,2018,34(1):110-117.  
ZHANG Xianlong, ZHANG Fei, ZHANG Haiwei, et al. Optimization of soil salt inversion model based on spectral



- transformation from hyperspectral index [J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(1):110-117. (in Chinese)
- [28] 丁建丽,伍漫春,刘海霞,等. 基于综合高光谱指数的区域土壤盐渍化监测研究[J]. 光谱学与光谱分析,2012,32(7):1918-1922.  
DING Jianli, WU Manchun, LIU Haixia, et al. Study on the soil salinization monitoring based on synthetical hyperspectral index [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(7): 1918-1922. (in Chinese)
- [29] 张建锋,宋玉民,邢尚军,等. 盐碱地改良利用与造林技术[J]. 东北林业大学学报,2002,30(6):124-129.  
ZHANG Jianfeng, SONG Yumin, XING Shangjun, et al. Saline soil amelioration and forestation techniques [J]. Journal of Northeast Forestry University, 2002, 30(6): 124-129. (in Chinese)
- [30] 代希君,张艳丽,彭杰,等. 土壤水溶性盐基离子的高光谱反演模型及验证[J]. 农业工程学报,2015,31(22):139-145.  
DAI Xijun, ZHANG Yanli, PENG Jie, et al. Prediction and validation of water-soluble salt ions content using hyperspectral data [J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(22): 139-145. (in Chinese)
- [31] 王海江,蒋天池,YUNGER J A,等. 基于支持向量机的土壤主要盐分离子高光谱反演模型[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(5):263-270.  
WANG Haijiang, JIANG Tianchi, YUNGER J A, et al. Hyperspectral inverse model for soil salt ions based on support vector machine [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(5): 263-270. [http://www.jcsam.org/jcsam/ch/r eader/view\\_abstract.aspx? flag = 1&file\\_no = 20180531&journal\\_id = jcsam](http://www.jcsam.org/jcsam/ch/r eader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20180531&journal_id = jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.05.031. (in Chinese)
- [32] 鲍士旦. 土壤农化分析[M]. 3版. 北京:中国农业出版社,2000.
- [33] 雷志栋. 土壤水动力学[M]. 北京:清华大学出版社,1988.
- [34] 李志婷,王昌昆,潘贤章,等. 基于模拟 Landsat-8 OLI 数据的小麦秸秆覆盖度估算[J]. 农业工程学报,2016,32(增刊1):145-152.  
LI Zhiting, WANG Changkun, PAN Xianzhang, et al. Estimation of wheat residue cover using simulated Landsat-8 OLI datas [J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(Supp. 1): 145-152. (in Chinese)
- [35] SAID N. Estimation of soil salinity using three quantitative methods based on visible and near-infrared reflectance spectroscopy: a case study from Egypt [J]. Arabian Journal of Geosciences, 2015, 8(7): 5127-5140.
- [36] DOUAOUI A E K, HERVÉ NICOLAS, WALTER C. Detecting salinity hazards within a semiarid context by means of combining soil and remote-sensing data [J]. Geoderma, 2006, 134(1-2): 217-230.
- [37] 张录,张芳,熊黑钢,等. 不同季节强碱土壤呼吸影响因子分析与模型预测[J]. 干旱地区农业研究,2017,35(1):71-78.  
ZHANG Lu, ZHANG Fang, XIONG Heigang, et al. Analysis of soil respiration factors and model prediction of alkaline soil in different seasons [J]. Agricultural Research in Arid Regions, 2017, 35(1): 71-78. (in Chinese)
- [38] ROSSEL R A V, TAYLOR H J, MCBRATNEY A B. Multivariate calibration of hyperspectral  $\gamma$ -ray energy spectra for proximal soil sensing [J]. European Journal of Soil Science, 2010, 58(1): 343-353.
- [39] 张东辉,赵英俊,秦凯,等. 光谱变换方法对黑土养分含量高光谱遥感反演精度的影响[J]. 农业工程学报, 2018, 34(20):141-147.  
ZHANG Donghui, ZHAO Yingjun, QIN Kai, et al. Influence of spectral transformation methods on nutrient content inversion accuracy by hyperspectral remote sensing in black soil [J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(20): 141-147. (in Chinese)
- [40] 陈弈云,赵瑞瑛,齐天赐,等. 结合光谱变换和 Kennard - Stone 算法的水稻土全氮光谱估算模型校正集构建策略研究 [J]. 光谱学与光谱分析,2017,37(7):2133-2139.  
CHEN Yiyun, ZHAO Ruiying, QI Tianci, et al. Constructing representative calibration dataset based on spectral transformation an Kennard - Stone algorithm for VNIR modeling of soil total nitrogen in paddy soil [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(7): 2133-2139. (in Chinese)
- [41] 彭杰,刘焕军,史舟,等. 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,2014,30(17):167-174.  
PENG Jie, LIU Huanjun, SHI Zhou, et al. Regional heterogeneity of hyperspectral characteristics of salt-affected soil and salinity inversion [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(17): 167-174. (in Chinese)
- [42] SRIVASTAVA R, SETHI M, YADAV R K, et al. Visible-near infrared reflectance spectroscopy for rapid characterization of salt-affected soil in the Indo - Gangetic Plains of Haryana, India [J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2017, 45(2): 307-315.
- [43] 刘亚秋,陈红艳,王瑞燕,等. 基于可见/近红外光谱的黄河口区土壤盐分及其主要离子的定量分析[J]. 中国农业科学, 2016,49(10):1925-1935.  
LIU Yaqiu, CHEN Hongyan, WANG Ruiyan, et al. Quantitative analysis of soil salt and its main ions based on visible/near infrared spectroscopy in Estuary Area of Yellow [J]. Scientia Agricultura Sinica, 2016, 49(10): 1925-1935. (in Chinese)