基于野外实测高光谱数据的盐碱土盐分含量估测研究

王建雯，李振海，朱红春，徐新刚，甘　平，王浩森，杨贵军
（1. 山东科技大学 测绘科学与工程学院，山东 青岛 266590；
2. 国家农业信息化工程技术研究中心，北京 100097）

摘　要：利用高光谱野外实测数据，实现对黄河三角洲盐碱土盐分含量 SSC 快速、准确定量反演，对于进一步治理盐渍土具有至关重要的意义。通过 SVC HR-768i 型光谱仪野外实测了黄河三角洲地区盐碱土高光谱数据，在对野外实测高光谱数据进行一阶微分和连续统去除处理的基础上，获取了与 SSC 相关性较高的光谱波段；分别运用偏最小二乘回归 PLSR 和多元逐步线性回归 SMLR 方法构建了 SSC 的高光谱定量反演模型，建模及分析结果表明：基于一阶微分获取的响应 SSC 敏感波段，采用 PLSR 方法得到的定量反演模型具有较好的稳定性和预测精度。本研究采用的方法和取得研究结果对野外实际环境中，进行大面积盐碱土 SSC 的快速准确定量估测提供了科学依据，具有重要的应用价值。

关键词：一阶微分；连续统去除；偏最小二乘回归（PLSR）；多元逐步线性回归（SMLR）；盐分反演

中图分类号：TP79；S156.4　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1672-3767(2017)03-0017-08

Estimation of Salt Content in Saline Alkali Soil Based on Field-derived Spectra of Salinized Soils

WANG Jianwen，LI Zhenhai，ZHU Hongchun，XU Xingang，GAN Ping，WANG Haosen，YANG Guijun
（1. College of Geomatics，Shandong University of Science and Technology，Qingdao，Shandong 266590，China；
2. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture，Beijing 100097，China）

Abstract: The quick and accurate quantitative inversion of soil salt content (SSC) of saline alkali soil in the Yellow River Delta by using hyperspectral field data is of vital significance for the further treatment of salinized soil. In this study, continuum removed reflectance (CR) and first derivative spectral (FD) were extracted based on the hyperspectral field data of saline alkali soil in Yellow River Delta fetched through optical spectrometer SVC HR-768i to obtain spectral bands with higher correlation to SSC. Partial least squares regression (PLSR) and stepwise multiple linear regression (SMLR) were respectively used to construct hyperspectral quantitative inversion models of SSC. The modeling and analysis results indicate that the PLSR model of SSC sensitive bands based on the first derivative spectral is better in both stability and prediction accuracy. The proposed method and the results are of great practical value since they can provide scientific reference for the quick and accurate estimation of SSC of large area saline alkali soil in field environment.

Key words: first derivative; continuum removed; partial least squares regression; multiple stepwise linear regression; salt inversion

收稿日期：2016-11-28
基金项目：国家自然科学基金项目(41601408，41471331)
作者简介：王建雯(1990—)，男，河北邯郸人，硕士研究生，主要从事遥感信息处理与分析. E-mail：15313918695@163.com
朱红春(1977—)，男，山东泰安人，副教授，主要从事 DEM 数字地形分析、GIS 与遥感系统开发与应用，本文通信作者. E-mail：sdny_xa@163.com

土壤盐渍化造成土壤退化、生态环境恶化，严重制约着区域经济的发展，国内外土壤盐渍化的问题受到研究人员的持续关注[1-4]。如何实现快速、准确、动态的大面积盐碱土盐分含量(soil salt contents，SSC)信息获取是对土壤资源的充分利用和对盐渍土进行合理改良和治理的首要条件。传统的盐分监测是采用野外定点调查方法，不仅费时费力，并且破坏性强，代表性也比较差[5-6]，无法满足快速、准确、动态地进行大面积盐碱土盐分含量信息的获取要求。高光谱分析技术可大面积、快速获取目标地物的光谱信息，且高光谱产生的数百甚至数千个狭窄的、连续的光谱波段，提供了丰富的有用信息[7-8]，克服了传统人工野外采点检测方法的不足，已成为土壤盐碱化监测的一种先进技术。

目前，运用高光谱数据定量反演土壤盐分已经得到了广泛应用，Dehaan 和 Taylor[1-2] 通过，运用 Hymap 影像数据研究了澳大利亚 Murray-Darling 流域的土质，提出了利用高光谱卫星数据进行大面积盐渍土检测的方法。Shepherd 等[5] 采用多元适应性样条回归(multivariate adaptive regression splines，MARS)方法，对非洲东部和南部表层土盐分含量进行了快速无损估计，取得了理想的结果。Zhang 等[8] 采用植被指数作为监测黄河流域盐渍土土壤盐分的指标，运用偏最小二乘方法定量反演了 SSC，建模结果验证了利用植被指数反演 SSC 的可行性和有效性。卢霞等[9] 对连云港的滨海盐土含盐量与光谱反射率及其变换形式进行了相关性分析，得出了与 SSC 相关性最高的光谱波段，并运用 S 函数构建了较为有效的 SSC 的预测模型。张晓光等[10] 选取东北盐渍土为研究对象，在对光谱数据有效去噪的基础上，运用偏最小二乘回归(partial least square regression，PLSR)建模方法，定量反演了土壤盐分含量，该研究成果为大范围 SSC 的遥感监测提供了依据。樊彦国等[11] 分析了黄河三角洲东部盐渍土野外实测高光谱数据的光谱特征，并结合实验室化验的土壤含盐数据，运用 BP 神经网络方法，较好地模拟了土壤含盐量与光谱数据之间的定量关系。然而上述研究中的高光谱数据大多是利用实验室研磨筛选后的风干土获得，而根据室内获得的高光谱数据建立的模型在野外土壤盐分含量估算时实用性相对较差。

本研究通过野外实测的手段获取土壤高光谱数据并同步采集相同的土壤 SSC 定量数据，通过对高光谱数据的处理，分析得到响应 SSC 含量的特征波段，在此基础上应用模型分析方法建立并分析基于野外实测数据的 SSC 高光谱定量反演模型。本研究工作的意义在于，探究符合野外实际环境的 SSC 定量反演模型，为具有实际应用价值的 SSC 定量估测提供科学依据。

1 材料和方法

1.1 研究区域

研究区为山东省东营市河口区盐渍化土壤地区(图 1)，地理坐标为东经 118.37°～118.62°，北纬 37.47°～38.11°，属温带大陆性季风气候，气候温和，降水少，四季分明。研究区属黄河冲积平原，地形起伏小，形成岗坡洼复杂的微地表形态，该区基本涵盖了黄河三角洲的不同盐渍化程度，十分具有代表性。

1.2 实地数据采集

光谱测定采用美国 SVC HR-768i 型光谱仪。该光谱仪 350～1 000 nm 的采样间隔小于等于 1.5 mm，1 000～1 850 nm 的采样间隔小于等于 7.5 nm，1 850～2 500 nm 的采样间隔小于等于 5.0 nm，重采样间隔是 1 nm。野外实地光谱测量选在 2015 年 6 月 9—10 日，晴天少云，基本无风，在 10:00 至 14:00 之间进行，保证有足够的太阳高度角，探头视场角为 25°，测定时，探头垂直地面，距离地面约 50 cm，在数据采集前先进行白板校正，然后再进行地面光谱数据测定，测量值采用十次平均值作为盐渍土的反射率平均值，共采集 66 个光谱数据，部分光谱数据结果如图 2 所示。

盐碱土盐分含量的测定采用电导法，通过测定土壤溶液的电导度，计算图样的全盐含量($g \cdot kg^{-1}$)。具体操作如下：测完光谱数据后收取所测土样区的土壤，自然风干后筛除土壤中的植物残留、石块等，然后称取风干后的土样 20.00 g，放于 250 mL 的干燥锥形瓶中，加入不含二氧化碳的水 100 mL(水土比为 5∶1)，筛过后放在震荡机上震荡 5 min，做离心分离，取得待测溶液。接下来用电导仪测定溶液的电导度(St)，同时测量待测液温度。

$$(EC)25^\circ = St \cdot f_t \cdot k \tag{1}$$

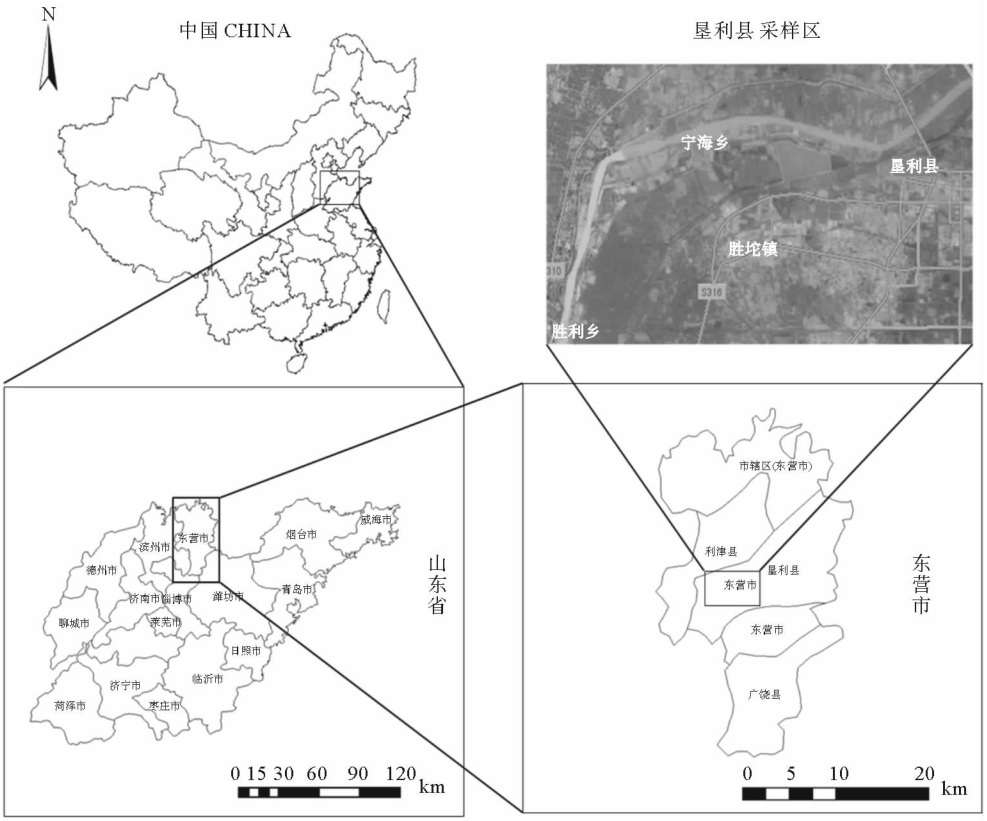


图 1　研究区域图

Fig. 1　Location of research area

$$SC = (S + 41.265\ 3)/2\ 120.76 \tag{2}$$

$$SSC = 5SC \tag{3}$$

其中，EC 为土壤溶液电导率；f_t 为温度校正系数；k 为电导电极常数；SC 为盐分浓度，单位为 $g \cdot kg^{-1}$。测得盐分含量分布统计表(表 1)。

1.3　光谱数据处理方法

为了能更好提取特征波段，分别利用一阶微分和连续统去除变换对原始反射率进行处理。微分变换可以增加光谱曲线的拐点，同时削弱大气散射对盐分光谱特征的影响，消除部分线性或接近线性的背景值干扰，变换后的光谱曲线变化剧烈，能够凸显样本间的光谱特征差异，显著提高相关性，从而能够快速确定光谱特征参数的位置[12,17]。其中一阶微分计算公式如下：

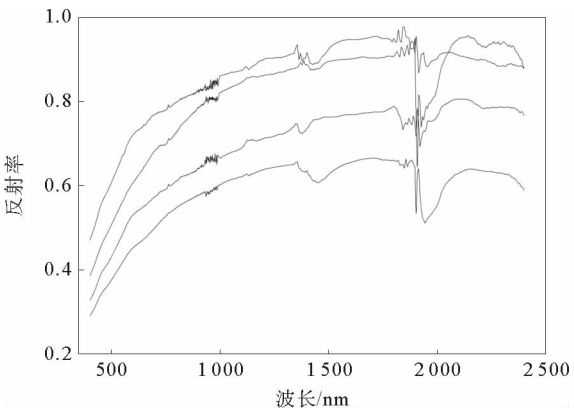


图 2　盐碱土光谱反射率曲线

Fig. 2　Spectral curve of the saline alkali soil

$$FDr_i = (R_{(i+1)} - R_{(i)})/\Delta。 \tag{4}$$

其中：$FDr_{(i)}$ 为波长的一阶微分，$R_{(i)}$ 为每个波段的反射率，Δ 参数参考王丽娜[14]的研究成果，$\Delta=15$。

连续统去除处理可以使光谱曲线吸收和反射特征位置突显出来，并将光谱数据归一到一致的光谱背景上，有利于和其他光谱曲线进行特征数值比较，可更好地提取特征波段[2,12]。

1.4　估算模型的建立方法与结果验证

分别采用 SMLR 和 PLSR 方法建立模型。SMLR 方法采用自变量逐个引入的思路，每引入一个新变量

后，需要对已引入的自变量进行逐个检验，并将不显著的自变量剔除；由于逐步都需做检验，可保证最后建立的回归方程中所有自变量都是显著的[15,18]。PLSR 是同时运用所有可用波段的全谱统计方法，在遥感中被广泛应用于研究植被和土壤光谱特征，特别适用于对有实验噪声的小样本光谱数据集进行建模，此外也适用于冗余噪音较多且信息量较大的高光谱数据[13,16]。

用“统计产品与服务解决方案”软件（statistical product and service solutions，SPSS）对样本进行随机抽样，抽取 2/3 的样本（$n=44$）建模，剩余的样本（$n=22$）进行验证。模型的评价指标为相关系数 R、均方根误差（root mean square error，RMSE），R 是用来衡量建模样本的预测值和实测值相关系数的指标，代表模型预测值和实测值之间相关性大小，R 越大表示模型的稳定性越好；$RMSE$ 表示模型预测误差的大小，$RMSE$ 值越小表示的模型预测能力越强。$RMSE$ 的定义如下

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=0}^{n}(P_i - Q_i)^2} \text{ 。} \tag{5}$$

其中，P_i 是预测值，O_i 是测量值，n 是样本数。

2 实测数据处理与 SSC 高光谱定量反演模型建立

2.1 土壤盐分含量分析

对所获取的 66 个土壤样本的含盐量进行统计分析，结果如表 1 所示。样品的最小值为 0.47 g·kg^{-1}，最大值为 31.31 g·kg^{-1}，平均值为 17.75 g·kg^{-1}，标准差为 6.70 g·kg^{-1}。土壤样品的盐分含量差异明显，有利于分析建模。

2.2 土壤盐分的光谱敏感特征波段选取

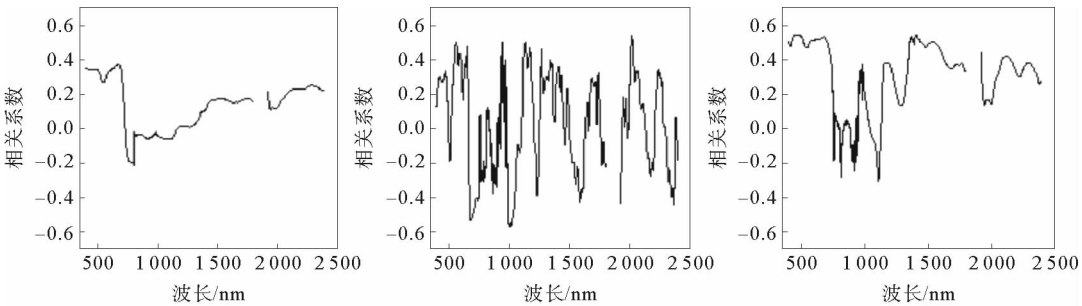
本研究通过计算皮尔逊相关系数，对土壤样本的盐分和光谱反射率进行相关性分析（由于水分吸收和大气的影响，光谱反射率在 1 800～1 920 nm 处存在噪声，需要删除该波段信息）。结果如图 3，由图 3(a)可以看出，盐分与光谱反射率的相关性不高，相关系数在－0.2～0.4 之间，且 640～690 nm 之间相关系数最大，为 0.372，整体相关性不高，不利于波段的提取，数据的可用性不大。通过对光谱反射率进行一阶微分和连续统处理，以提高其与盐分的相关性（图 3(b)，3(c)）。

由图 3 可以看出，经处理后的数据与盐分的相关性显著提高。筛选土壤盐分与光谱数据在波段区间 500～660 nm、1 100～1 200 nm、1 250～1 360 nm、2 000～2 080 nm、2 230～2 260 nm 呈正相关关系，波段区间 670～760 nm、990～1 050 nm、1 200～1 250 nm、1 460～1 630 nm、1 921～1 930 nm、2 320～2 370 nm 呈负相关关系。从相关系数较大的波段中选取拐点处的最大值，同时为避免在较小的波段范围内选取多个相关性较大的波段，在距离较近的两个拐点中选取相关系数较大波段。本研究中，选取的特征波段为 568、653、688、1 009、1 137、1 235、1 273、1 344、1 591、1 925、2 017、2 236、2 365 nm，其中，相关系数最高的特征波段为 1009 nm，相关系数为 0.58。最后，运用逐步线性回归分析和偏最小二乘方法建立土壤盐分和特征光谱波段的定量关系模型。

从图 3(c)可以看出，土壤盐分与光谱数据在波段区间 400～540 nm、550～750 nm、1 150～1 230 nm、1 330～1 390 nm、1 400～1 480 nm、1 500～1 800 nm、1 921～1 930 nm、2 050～2 220 nm、2 230～2 370 nm 呈正相关关系，在波段区间 760～770 nm、800～840 nm、890～950 nm、1 050～1 130 nm 呈负相关关系。从这些相关系数较大的波段中选取的特征波段为 454、683、1 116、1 185、1 368、1 413、1 534、1 923、2 125、2 303 nm，其中相关系数最高的特征波段 454 nm，相关系数为 0.54。以这 10 个敏感波段作为自变量，运用 SMLR 方法和 PLSR 方法建立模型。

由上述结果可知，经过一阶微分和连续统去除处理后的光谱数据，均突出了光谱之间的差异，从而提高了特征波段与 SSC 的相关性。其中一阶微分变换可以很大程度减弱大气散射对目标光谱特征的影响，去除部分线性和接近线性的背景噪声的干扰。变换后的曲线凸显了样品之间的光谱特征差异，能够显著提高相关性。连续统去除变换使得光谱曲线吸收和反射特征位置突显出来，并且能将光谱数据归一到一致的光谱背景上，有利于不同光谱曲线的比较，可以使光谱曲线和 SSC 的相关系数曲线变化显著，更有利于特征波段

的提取。经过一阶微分处理后得到的特征波段要多于连续统去除的，原因是一阶微分在一定程度上去除了部分线性和接近线性噪声的干扰，从而提取的波段较连续统去除方法的多。



(a) 光谱反射率与SSC相关系数曲线图　(b) 光谱反射率一阶微分值与SSC相关系数曲线图　(c) 光谱反射率连续统去除值与SSC相关系数曲线图

图 3　相关系数曲线

Fig. 3　Curves of correlation coefficient

2.3　土壤盐分反演模型的建立与精度分析

利用连续统去除光谱变换和一阶微分光谱变换数据得到土壤 SSC 敏感的波段，并分别结合 SMLR 和 PLSR 两种建模方法构建 SSC 估算模型，模型建立及模型数值分析结果见表 2 和图 4。$SMLR_{CR}$表示采用 SMLR 方法，以特征波段处连续统去除值为自变量构建的 SSC 模型；$PLSR_{CR}$表示采用 PLSR 方法，以特征波段处连续统去除值为自变量构建的 SSC 模型；$SMLR_{FD}$表示采用 SMLR 方法，以特征波段处一阶微分值为自变量构建的 SSC 模型；$PLSR_{FD}$表示采用 PLSR 方法，以特征波段处一阶微分值为自变量构建的 SSC 模型。表 2 中，R_i 表示波段 i 处的光谱反射率值。

表 2　SSC 估算模型列表

Tab. 2　The established modeling for SSC

建模方法	模　型
SMLR	$SMLR_{FD}=23.9-222.4R_{1009}-8.3R_{1925}$
	$SMLR_{CR}=-38.1+57.5R_{454}$
PLSR	$PLSR_{FD}=18.1+12.5R_{568}+155.0R_{653}+20.9R_{688}-498.3R_{1009}-29.7R_{1137}+170.8R_{1235}-101.3R_{1273}-5.3R_{1344}+46.4R_{1591}-7.1R_{1925}+45.1R_{2017}+17.0R_{2236}+49.4R_{2365}$
	$SMLR_{FD}=53.3+18.7R_{454}+0.6R_{683}-110.6R_{1116}-68.5R_{1185}+73.2R_{1368}+125.2R_{1413}+0.3R_{1534}-6.7R_{1923}-171.2R_{2125}+109.3R_{2303}$

2.3.1　一阶微分与连续统去除模型精度对比

$SMLR_{CR}$模型 $R=0.55$，$RMSE=7.80\ g\cdot kg^{-1}$；$SMLR_{FD}$模型 $R=0.64$，$RMSE=9.05\ g\cdot kg^{-1}$。采用 SMLR 方法建模时选用 $SMLR_{FD}$模型的 R 值大于 $SMLR_{CR}$模型的 R 值，但是 $SMLR_{FD}$模型的 $RMSE$ 却高于 $SMLR_{CR}$模型，这一结果说明虽然采用一阶微分数据建立的模型稳定性好，但预测性能要弱于利用连续统去除数据建立的模型。由图 4(a)、4(c)也可以看出，$SMLR_{CR}$模型的稳定性要低于 $SMLR_{FD}$模型，但两种模型都出现了饱和现象，且 $SMLR_{CR}$模型饱和性明显高于 $SMLR_{FD}$模型，但 $SMLR_{CR}$模型的预测点较为集中，导致了 $SMLR_{CR}$模型的 $RMSE$ 较低。其原因主要是由于该方法引入 1 009 和 1 925 nm 两个波段的变换值进行 SMLR 建模，而经过连续统去除筛选的敏感波段只引入了 454 nm 这一波段，同时多个变量之间存在着一定的数据冗余，导致变量多了一倍，但决定系数没有成倍增加，且 $SMLR_{FD}$模型的 $RMSE$ 要高于 $SMLR_{CR}$模型的 $RMSE$ 值。

$PLSR_{CR}$模型 $R=0.67$，$RMSE=7.13\ g\cdot kg^{-1}$；$PLSR_{FD}$模型 $R=0.74$，$RMSE=6.29\ g\cdot kg^{-1}$。当采用 PLSR 方法建模时选用 $PLSR_{FD}$模型的 R 大于 $PLSR_{CR}$模型的 R，这与 $SMLR_{FD}$模型和 $SMLR_{CR}$模型结果相同，且 $PLSR_{FD}$ 模型与 $PLSR_{CR}$ 模型的 $RMSE$ 相比较要小，表明 $PLSR_{FD}$方法的建模结果无论从稳定性还是预测性能上要全面优于 $PLSR_{CR}$。由图 4(b)、4(d)也可以看出，$PLSR_{FD}$模型建模精度要高，且预测值分布较均匀，但 $PLSR_{CR}$模型的预测值则出现了一定高估现象，因此 $PLSR_{FD}$方法的建模结果更好。

表 1　样本盐分含量分布统计表

Tab. 1　Statistic table of soil content distribution

$g\cdot kg^{-1}$

样品数	最小值	最大值	平均值	标准差
66	0.47	31.31	17.75	6.70

上述通过采用相同建模方法，结合不同数据处理方法得出的结果比较可知：在建模方法相同时，一阶微分处理得到的数据建模效果要优于经过连续统去除处理的数据建模结果，印证了特征敏感特征波段选取的结果，一阶微分变换能够去除部分线性和接近线性的背景噪声，从而筛选出的敏感特征波段较连续统去除较多，更有利于模型的构建。

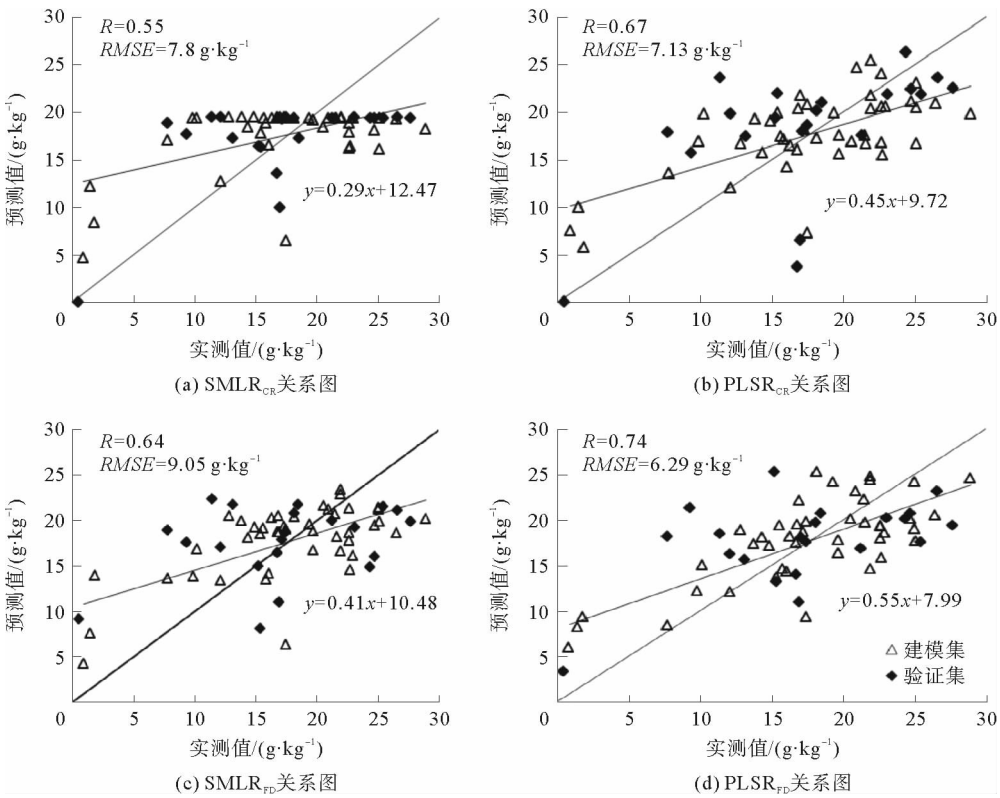


图 4　盐分含量实测值和预测值的关系图

Fig. 4　Relationship between measured values and predicted values of SSC

2.3.2　PLSR 模型和 SMLR 模型精度对比

由图 4 可知，$PLSR_{CR}$模型 $R=0.67$，$RMSE=7.13\ g\cdot kg^{-1}$；$SMLR_{CR}$模型 $R=0.55$，$RMSE=7.80\ g\cdot kg^{-1}$；$PLSR_{FD}$模型 $R=0.74$，$RMSE=6.29\ g\cdot kg^{-1}$；$SMLR_{FD}$模型 $R=0.64$，$RMSE=9.05\ g\cdot kg^{-1}$。

对比连续统去除处理数据建模结果可以看出，$PLSR_{CR}$ 模型的 R 值要高于 $SMLR_{CR}$ 模型的 R 值，且 $PLSR_{CR}$模型的 RMSE 要低，因此 PLSR 构建的模型优于 SMLR。比较图 4(a)、4(b)也可以看出，两种模型的数据处理方式相同，但采用 PLSR 方法构建的模型要明显优于 SMLR 方法，$PLSR_{CR}$模型虽然出现了一定的高估现象，但很好地避免了 $SMLR_{CR}$模型的饱和问题，$RMSE$ 值也小于 $SMLR_{CR}$模型。

一阶微分处理数据得到的 $PLSR_{FD}$ 模型的 R 值高于 $SMLR_{FD}$ 模型，且 $PLSR_{FD}$ 模型的 RMSE 要低。由图 4(c)、4(d)也可以看出，$SMLR_{FD}$ 模型出现了饱和现象，且 $SMLR_{FD}$ 模型的 $RMSE$ 较 $PLSR_{FD}$ 模型的大，所以 $PLSR_{FD}$ 模型优于 $SMLR_{FD}$ 模型。

PLSR 结合了主成分回归和多元线性回归的特点，利用主成分回归分析提取的主成分值使得主成分间的相关性变得最小，而 PLSR 方法从复杂的光谱数据中提取能够反映盐分主光谱的同时，不但使得这些主成分之间相关性最小，而且与因变量的相关性最大。因此，当预测变量较大，变量之间存在较严重的共线性问题时，PLSR 方法可以得到较好的建模结果；另外，PLSR 方法允许样本点的个数在少于变量个数，并且建模结果中将包含所有的变量。而 SMLR 方法为非全波段方法，SMLR 方法在波段的筛选过程中会剔除冗余的变量，因此在数据处理方法相同时，PLSR 方法的建模结果优于 SMLR。

通过上述比较可以看出，$PLSR_{FD}$ 模型的稳定性和预测精度最好，$PLSR_{CR}$ 模型较好，$SMLR_{FD}$ 模型次之，$SMLR_{CR}$ 模型最差。

相较于以往基于实验室风干研磨土样高光谱数据的研究[6,10,12,14]不同，本研究直接野外测定了盐碱土的光谱反射率，没有对土壤进行风干、过筛、研磨等处理，更接近真实的应用环境。在实测光谱的基础上，运用不同光谱数据处理方法和建模方法，建立了多种 SSC 高光谱预测模型，模型精度比基于室内测量光谱得到的模型精度略低，其原因主要是由于实测光谱数据的获取受到了自然环境的干扰；但基于实测光谱数据的模型具有较好的稳定性和实际预测能力，实用性较强。

3 结论与讨论

本研究以野外实测高光谱数据为研究对象，运用不同光谱数据处理方法和建模方法建立土壤盐分含量高光谱预测模型。结果表明：

1）运用一阶微分和连续统去除方法处理高光谱数据，能够明显提高盐分和光谱指标的相关性，一阶微分处理后相关系数最高的波段为 1 009 nm，相关系数为 0.58，连续统去除处理后相关系数最高的特征波段为 454 nm，相关系数为 0.54，远高于原始光谱的相关系数最高值 0.37，这两种数据处理方法都提高了光谱与 SSC 的相关性，有利于特征波段的筛选。

2）在建模方法相同时，$SMLR_{FD}$（$R=0.64$，$RMSE=9.05\ g\cdot kg^{-1}$）模型精度高于 $SMLR_{CR}$（$R=0.55$，$RMSE=7.80\ g\cdot kg^{-1}$）模型，$PLSR_{FD}$（$R=0.74$，$RMSE=6.29\ g\cdot kg^{-1}$）模型的精度整体高于 $PLSR_{CR}$（$R=0.67$，$RMSE=7.13\ g\cdot kg^{-1}$）模型，利用一阶微分数据建立的模型精度高于利用连续统去除处理数据建立的模型。

3）在数据处理方法相同时，$PLSR_{CR}$（$R=0.67$，$RMSE=7.13\ g\cdot kg^{-1}$）模型精度较 $SMLR_{CR}$（$R=0.55$，$RMSE=7.80\ g\cdot kg^{-1}$）模型精度高，$PLSR_{FD}$（$R=0.74$，$RMSE=6.29\ g\cdot kg^{-1}$）模型的精度高于 $SMLR_{FD}$（$R=0.64$，$RMSE=9.05\ g\cdot kg^{-1}$）模型，利用 PLSR 方法建立的模型精度较高。

4）通过上述数据处理方法和建模方法的交叉比较，得知 $PLSR_{FD}$ 模型精度最高（$R=0.74$，$RMSE=6.29\ g\cdot kg^{-1}$），是盐碱土含盐量反演模型的最优选择。

本研究基于野外实测盐碱土高光谱数据，运用不同光谱数据处理方法和不同建模方法，建立了盐碱土 SSC 估测模型，尽管模型精度相较于基于室内光谱数据得到的模型低，但模型的稳定性和预测能力较好，能够用于土壤盐分含量的野外大面积测量。但本研究只选取了两种数据处理方法和两种建模方法进行对比，今后将利用更多的数据处理方法和建模方法进行进一步研究，建立更加适合野外实测数据的精度更高的模型。

参考文献：

[1]DEHAAN R L，TAYLOR G R. Field-derived spectra of salinized soils and vegetation as indicators of irrigation- induced soil salinization[J]. Remote Sensing of Environment，2002，80(3)：406-417.

[2]METTERNICHT G I，ZINCK J A. Remote sensing of soil salinity：Potentials and constraints[J]. Remote Sensing of Environment，2003，85(1)：1-20.

[3]DEHAAN R L，TAYLOR G R. Image-derived spectral endmember as indicators of salinization[J]. International Journal of

Remote Sensing,2003,24(4):775-794.

[4]田长彦,周宏飞,刘国庆.21世纪新疆土壤盐渍化调控与农业持续发展研究建议[J].干旱区地理,2000,23(2):177-181.
TIAN Changyan,ZHOU Hongfei, LIU Guoqing. The proposal on control of soil salinizing and agricultural sustaining development in 21's century in Xinjian[J]. Arid Land Geography,2000,23(2):177-181.

[5]SHEPHERD K D,WALSH M G. Development of reflectance spectral libraries for characterization of soil properties[J]. Soil Science Society of America Journal,2002,66(3):988-998.

[6]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 Chinese Society of Agricultural Engineering,2014,30(17):167-174.

[7]LI X,ZHANG Y,BAO Y,et al. Exploring the best hyperspectral features for LAI estimation using partial least squares regression[J]. Remote Sensing,2014,6(7):6221-6241.

[8]ZHANG T T,ZENG S L,GAO Y,et al. Using hyperspectral vegetation indices as a proxy to monitor soil salinity[J]. Ecological Indicators,2010,11(6):1552-1562.

[9]卢霞.滨海盐土盐分含量与其光谱特征的关系研究[J].水土保持通报,2012,32(5):186-190.
LU Xia. Relationship between saline concentration and its reflectance spectra for seashore saline soil[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation,2012,32(5):186-190.

[10]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 & Spectral Analysis,2012,32(8):2075-2079.

[11]樊彦国,侯春玲,朱浩,等.基于BP神经网络的盐渍土盐分遥感反演模型研究[J].地理与地理信息科学,2010,26(6):24-27.
FAN Yanguo,HOU Chunling,ZHU Hao,et al. Research on salinity inversion from remote sensing of saline soil based on BP neural network[J]. Geography and Geo-information Science,2010,26(6):24-27.

[12]徐驰,黄介生.土壤含盐量高光谱定量反演研究[J].中国农村水利水电,2014(4):1-3.
XU Chi,HUANG Jiesheng. A study of quantitative hyperspectral inversion of soil salt content[J]. China Rural Water and Hydropower,2014(4):1-3.

[13]CLEMENT A,MARTINEartine G,FRÉDÉRIC B,et al. Comparative analysis of three chemometric techniques for the spectroradiometric assessment of canopy chlorophyll content in winter wheat[J]. Computers & Electronics in Agriculture,2010,73(2):165-173.

[14]王丽娜.基于高光谱技术的黄河三角洲盐碱土水盐含量估测研究[D].泰安:山东农业大学,2013.

[15]刘焕军,张新乐,郑树峰,等.黑土有机质含量野外高光谱预测模型[J].光谱学与光谱分析,2010,30(12):3355-3358.
LIU Huanjun ,ZHANG Xinle,ZHENG Shufeng,et al. Black soil organic matter predicting model based on field hyperspectral reflectance[J]. Spectroscopy & Spectral Analysis,2010,30(12):3355-3358.

[16] LI Z H,NIE C W,WEI C W,et al. Comparison of four chemometric techniques for estimating leaf nitrogen concentrations in winter wheat (triticum aestivum) based on hyperspectral features[J]. Journal of Applied Spectroscopy,2016,83(2):240-247.

[17] LIU H Y,ZHU H C. Hyperspectral characteristic analysis for leaf nitrogen content in different growth stages of winter wheat[J]. Applied Optics,2016,55(34):151-161.

[18]杨静,王英锋,吴亚敏,等.多元逐步回归分析煤尘的凝并特性[J].山东科技大学学报(自然科学版),2015,34(3):85-90.
YANG Jing,WANG Yingfeng,WU Yamin,et al. Multiple stepwise regression analysis of coal dust's coagulation[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology (Nature Science),2015,34(3):85-90.

(责任编辑:高丽华)