

干旱区土壤盐渍化信息遥感建模

冯娟,丁建丽,杨爱霞,蔡亮红

(新疆大学资源与环境科学学院,绿洲生态重点实验室,新疆 乌鲁木齐 830046)

摘要:以新疆塔里木盆地北缘的渭干河-库车河三角洲绿洲为研究区,利用 GF-1 与 Landsat8 OLI 影像数据作为基本数据源,从影像上提取 15 个盐分指数和 5 个光谱植被指数,通过灰度关联分析法,对 0~10 cm 表层土壤含盐量与影像光谱指数进行分析和筛选,确定出与土壤含盐量相关性较高的综合光谱指数,采用多元线性回归,偏最小二乘法回归,支持向量机回归三种方法分别对 GF-1 与 Landsat8 OLI 影像构建基于实测数据和影像数据的综合指数土壤含盐量估算模型,并选出最优模型。结果表明:(1)在 20 个光谱指数中,相关性较好的光谱指数是 SR、CSRI、SI、BI、S6、ARVI、SAVI、NDSI,关联系数均达到 0.7 以上,并基于这 8 个光谱指数构建综合光谱指数。(2)3 种估算模型:基于 GF-1 多元线性回归模型决定系数 R^2 为 0.6856,高于决定系数 R^2 为 0.5142 的 Landsat8 OLI;偏最小二乘回归模型 1~8 个主成分,GF-1 决定系数 2 个>3 个>1 个,其中 2 个主成分最高可达 0.6104, Landsat 决定系数 4 个>3 个>2 个,其中 4 个主成分最高可达 0.549;支持向量机模型 3 种函数,GF-1 决定系数 RBF>Polynomial>Linear,其中 RBF 函数最高可达 0.7969, Landsat 决定系数 Polynomial>RBF>Linear,其中 Polynomial 函数最高可达 0.7154。对比 3 种模型可知,支持向量机回归模型的 R^2 最高,因此该模型相对于多元线性回归和偏最小二乘回归更适于土壤盐渍化估算。

关键词:土壤盐渍化;综合光谱指数;多元线性回归模型;偏最小二乘回归模型;支持向量机回归模型

中图分类号: S156.4+1 **文献标志码:** A

Remote sensing modeling of soil salinization information in arid areas

FENG Juan, DING Jian-li, YANG Ai-xia, CAI Liang-hong

(College of Resource and Environmental Science, Key Laboratory of Oasis Ecology of Education Ministry, Xinjiang University, Urumuqi, 830046, China)

Abstract: Taking Weigan-Kuqa River Delta Oasis located in the northern margin of the Tarim Basin in Xinjiang as study area. Found out 15 salt indexes and 5 spectral vegetation indexes from the images in GF-1 and Landsat8 OLI data. By means of gray relational analysis, the soil salinity and image spectral index of 0~10 cm soil layer were analyzed and screened comprehensively, and the comprehensive spectral index with high correlation with soil salinity was further determined. Using multivariate linear regression, partial least-squares regression and support vector machine regression to construct the soil salinity comprehensive index estimation model based on the measured data and the image data respectively for GF-1 and Landsat8 OLI images, and then select the optimal model. The results: (1) SR, CSRI, SI, BI, S6, ARVI, SAVI, NDSI were the higher of all 20 spectral indices and the correlation coefficients were above 0.7, and build a composite spectral index based on the eight spectral indices. (2) Three kinds of estimation models: the coefficient R^2 of multiple linear regression model based on GF-1 is 0.6856, which is higher than that of the model constructed based on Landsat8 OLI R^2 0.5142; 1~8 partial least squares regression principal components, GF-1 coefficient of determination: 2>3>1, 2 principal components reached 0.6104. Landsat, the coefficient of determination: 4>3>2, 4 principal components up to 0.549; support vector machine model of the 3 kinds of function, the GF-1 coefficient of determination RBF>Polynomial>Linear, RBF function is up to 0.7969. Landsat, the coefficient of determination Polynomial>RBF>Linear, Polynomial function is up to 0.7154. The three models show that the R^2 of support vector machine re-

收稿日期:2016-08-15 修回日期:2016-10-28
基金项目:国家自然科学基金(U1303381,41771470);自治区重点实验室专项基金(2016D03001);自治区科技援疆项目(201591101);教育部促进与美大地区科研合作与高层次人才培养项目
作者简介:冯娟(1991—),女(回族),新疆乌鲁木齐人,主要从事干旱区资源环境遥感研究。E-mail:891346210@qq.com。
通信作者:丁建丽,男,新疆乌鲁木齐人,博士,博士生导师,主要从事干旱区生态环境遥感研究。E-mail:ding_jl@163.com。

gression model is the highest, so the model is better than multiple linear regression and partial least squares regression for the estimation of soil salinization.

Keywords: soil salinization; comprehensive spectral index; multiple linear regression model; partial least squares regression model; support vector machine regression model

土壤盐渍化是干旱半干旱区农业发展的主要障碍性因子^[1],也是土壤质量的一个表征^[2],它对人类生产与发展有一定的影响,同时威胁着生态环境。因而更好地估算土壤盐渍化,准确掌握盐渍化的分布状况对治理盐渍化和防止次生盐渍化有非常重要的意义。

目前利用光谱指数对干旱区土壤盐渍化研究较成熟^[3-5],Khan 和 Sato^[6]研究发现不同波段组成的盐分指数在指示同一种盐渍化时,表现出来的指数特征不同;哈学萍等^[7]利用 Landsat 影像,提出了土壤盐渍化遥感监测指数(salinization monitoring index, SMI),将不同程度的盐渍化进行了较好的划分。然而利用综合光谱指数结合不同数据源不同模型对土壤盐渍化进行估测的研究相对较少。丁建丽等^[8]在基于综合高光谱指数区域土壤盐渍化监测研究得出:利用综合高光谱指数监测干旱半干旱区土壤盐渍化非常有效。彭杰等^[9]利用偏最小二乘回归模型(partial least squares regression, PLSR)对盐渍化评估,发现该方法所得模型决定系数较高。牛增懿等^[10]利用 Landsat8 OLI 数据和高分一号影像进行土壤盐渍化信息提取,发现国产高分一号影像在土壤盐渍化信息提取方面优于 Landsat8 OLI 影像。

近几年来对土壤盐渍化评估方面,偏最小二乘回归法和多元线性回归法利用较多,而支持向量机回归法在估算土壤盐渍化中应用基本没有。支持向量机这种学习算法在研究小样本的统计和预测中是目前最佳理论,因此本文将支持向量机与偏最小二乘法和多元线性回归法分别运用到土壤盐渍化的评估中,并将三者结果进行对比分析。该研究不仅对

渭库三角洲绿洲的土壤盐渍化提供合理改良和利用的理论依据,同时对该地区的土壤盐渍化的发生发展趋势也具有重要的意义。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

渭-库绿洲位于新疆塔里木盆地的中北部,属渭干河-库车河流域,在行政上隶属阿克苏地区管辖,范围包括新和、沙雅和库车三个县,这三个县总面积为 $523.76 \times 10^4 \text{ hm}^2$,沙雅县每年因盐碱危害造成失收面积达 $2\,667 \text{ hm}^2$,最高年份失收面积达 $8\,000 \text{ hm}^2$,因盐碱化弃草地已达 $4.56 \times 10^4 \text{ hm}^2$,新和与库车两县也在 $3.72 \times 10^4 \text{ hm}^2$ 左右^[11]。渭库绿洲属于温带大陆性干旱气候,年平均蒸发量为 $1\,991.0 \sim 2\,864.3 \text{ mm}$,多年平均降水量仅为 51.3 mm ,蒸发量远大于降水量,多年平均气温 $10.6^\circ\text{C} \sim 14.8^\circ\text{C}$,年极高、极低气温分别为 41.3°C 和 -28.7°C ,属于干旱与极端干旱地区。较少的降雨,较强的蒸发,使得该地区土壤盐渍化现象普遍存在。盐分不断在表层溢出,植被覆盖度不断减少,严重时会造成盐斑,形成重度盐渍化区。在绿洲外围轻、中度盐渍化区域内,植物主要以芦苇(*Phragmites australis*)、怪柳(*Tamarix ramosissima*)、骆驼刺(*Allhagi sparsifolia*)、花花柴(*Karelinia caspica*)和盐爪爪(*Kalidium gracile*)为主。近年来土壤盐渍化和沙质荒漠化不断加剧,绿洲土地退化现象日益普遍,该地区的生态环境也逐渐脆弱,这对当地及全疆可持续发展造成严重的影响^[12-15]。图 1 为本研究采样点确定的研究范围。

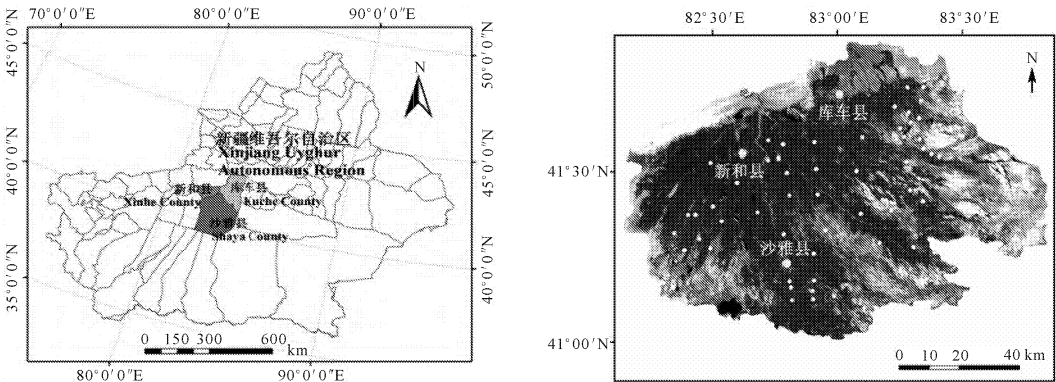


图 1 研究区地理分布图及采样点位置图

Fig.1 Geographical position map of study area and distribution of sampling points

1.2 野外数据采集

研究采用 GPS 定位,采样时间为 2014 年 7 月,在研究区内取样 38 个,取 0~10 cm 表层土壤,每个采样点均在 30 m×30 m 的采样范围内进一步再选取 4 个点,呈梅花状采样,采用四分法取 500 g 土样装袋带回实验室,风干研磨并过 0.25 mm 孔径的筛子,再与蒸馏水按 1:5 的比例配置,静置过滤后,获得土壤溶液,最后用德国 WTW 公司制造的

Cond7310 精密仪器来测定土壤溶液的盐分。

1.3 遥感数据获取和预处理

使用的 GF-1 于 2013 年 4 月 26 日在甘肃酒泉卫星发射中心成功发射并进入预定轨道,GF-1 卫星轨道为近圆形、近极地与太阳同步,轨道高度为 645 km,其中包括两台 2 m 全色/8 m 多光谱相机(PMS1 和 PMS2),和四台 16 m 多光谱相机(WFV1-WFV4),如表 1。

表 1 GF-1 卫星载荷参数
Table 1 Parameters of GF-1 satellite payload

载荷 Load	波段号 Band	波段 Band	波谱范围/ μm Spectral range	空间分辨率/m Spatial resolution	幅宽/km Breadth	覆盖周期/d Periodic cover
PMS	pan	全色 Multi-spectral	0.49~0.9	2	60	41
	b1	蓝 Blue	0.45~0.52	8	60	41
	b2	绿 Green	0.52~0.59			
	b3	红 Red	0.63~0.69			
	b4	近红外 Near infrared	0.77~0.89			
WFV	b1	蓝 Blue	0.45~0.52	16	800	4
	b2	绿 Green	0.52~0.59			
	b3	红 Red	0.63~0.69			
	b4	近红外 Near infrared	0.77~0.89			

研究以 2014 年 7 月 19 日的 GF-1 WFV 多光谱影像为数据源,WFV 影像的分辨率为 16 m,影像经过大气校正、几何校正以及裁剪等预处理,大气校正采用 FLAASH 大气校正法,几何校正以 1:5 万地形图为准,进行横轴墨卡托投影及三次卷积内重采样。Landsat8 OLI 影像时间为 2014 年 7 月 28 日,分辨率为 30 m,做与 GF-1 WFV 同样的处理。

1.4 光谱指数的选取与计算

利用 ENVI5.1 软件将经过大气校正和几何校正的 GF-1 和 Landsat8 OLI 影像的波段的反射率数据,结合参考文献和经验,选择 20 个常见的光谱指数^[15-29]作为构建土壤含盐量估算模型的备选指标,如表 2 所示。其中 Landsat8 OLI 蓝波段、绿波段、红外波段和近红外波段分别采用 485、560、680 nm 和 800 nm 的反射率。GF-1 依次为波段 1、2、3 和 4。

1.5 模型建立及检验

模型建立即为构建研究对象和函数的关系,同时确定函数的各项参数。

1.5.1 多元回归模型 因变量的变化往往受几个重要因素的影响,此时就需要用两个或两个以上的影响因素,作为自变量来解释因变量的变化。多元线性回归方程的一般表达式为:

$$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_1 + \cdots + \beta_k \cdot x_k + \varepsilon \tag{1}$$

式中, ε 是随机项,服从正态分布 $N(0, \sigma^2)$ 。 $(y_1; x_{11},$

$$x_{21}, \cdots, x_{k1}), \cdots, (y_n; x_{1n}, x_{2n}, \cdots, x_{kn}, y_n)$$

假设有个容量为 n 的样本,则有:

$$\begin{cases} y_1 = \sum_{j=0}^k \beta_j \times x_{j1} + \varepsilon_1 \\ \dots \\ y_n = \sum_{j=0}^k \beta_j \times x_{jn} + \varepsilon_n \end{cases}$$

求出模型参数 β_j 的估计值 $\beta'_j (j = 0, 1, \cdots, k)$,进而获得 y 对 $x_1, \cdots, x_k$ 的线性回归方程

$$y' = \beta_0 + \beta'_1 \times x_1 + \cdots + \beta'_k \times x_k + \varepsilon \tag{2}$$

1.5.2 偏最小二乘回归 在许多领域被广泛应用,具有主成分分析、典型相关分析和多元回归分析的优点,因此也常被应用到光谱技术建模中,该模型允许在样本点个数少于变量个数的条件下进行回归建模,为了简化建模过程将多个自变量多个应变量转换成多个自变量单个应变量建模,即建模时 Y_0 仅为一个因变量 n 个样本组成的矩阵, X_0 为多个自变量组成的矩阵,建立的回归模型可表示为:

$$Y_0 = X_0[a_1 a_2 \cdots a_p]^T \tag{3}$$

式中, Y_0 为回归模型的输出, $[a_1 a_2 \cdots a_p]^T$ 为 p 个自变量的回归系数。该模型能够在自变量存在严重多重相关性的条件下进行回归建模,每一个自变量的回归系数将更容易解释,在最终模型中将包含原有的所有自变量。

表 2 土壤光谱指数
Table 2 Soil spectral indices

光谱指数 Spectral indices	公式 Formulas	参考文献 References	光谱指数 Spectral indices	公式 Formulas	参考文献 References
盐分指数 Salinity index(SI - T)	$(R - NIR) \times 100$		盐分指数 Salinity index (S6)	$\frac{R \times NIR}{G}$	[15]
亮度指数 Brightness index (BI)	$\sqrt{R^2 + NIR^2}$	[7]	简单比值指数 Simple ratio index(SR)	NIR/R	[24]
盐分指数 Salinity index(SI)	$\sqrt{B \times R}$		冠层响应盐指数 Canopy response salinity index(CRSI)	$\sqrt{\frac{(NIR \times R) - (G \times R)}{(NIR \times R) + (G \times R)}}$	[26]
盐分指数 1 Salinity index 1 (SI1)	$\sqrt{R \times G}$		归一化盐分指数 Normalized differential salinity index (NDSI)	$\frac{R - NIR}{R + NIR}$	[11]
盐分指数 2 Salinity index 2 (SI2)	$\sqrt{G^2 + R^2 + NIR^2}$	[4]	归一化植被指数 Normalized difference vegetation index (NDVI)	$\frac{NIR - R}{NIR + R}$	[21]
盐分指数 3 Salinity index 3 (SI3)	$\sqrt{G^2 + R^2}$		增强植被指数 Enhanced vegetation index(EVI)	$2.5 \times \left(\frac{NIR - R}{NIR + 6R - 7.5B + 1} \right)$	[17]
盐分指数 Salinity index(S1)	B/R		差值植被指数 Difference vegetation index (DVI)	$NIR - R$	[22]
盐分指数 Salinity index(S2)	$\frac{B - R}{B + R}$	[15]	土壤调节植被指数 Soil adjusted vegetation index (SAVI)	$\left(\frac{NIR - R}{NIR + R + L} \right) \times (1 + L)$	[16]
盐分指数 Salinity index(S3)	$\frac{G \times R}{B}$		修改型土壤调节植被指数 Modified soil - adjusted vegetation index(MSAVI)	$\frac{[(2NIR - 1) - \sqrt{(2NIR + 1)^2 - 8(NIR - R)}]}{2}$	[18]
盐分指数 Salinity index (S5)	$\frac{B \times R}{G}$		大气阻抗植被指数 Atmospherically resistant vegetation index(ARVI)	$\frac{NIR - (2R - B)}{NIR + (2R - B)}$	[28]

注: B : 蓝波段; G : 绿波段; R : 红波段; NIR : 近红外波段; L 为土壤调节因素, 常量, 一般取 0.5。
Note: B : blue band, G : green band, R : red band, NIR : near infrared band. L : soil regulation factor, constant, $L = 0.5$.

1.5.3 支持向量机 采用支持向量机建立土壤盐分估算模型^[32], 首先通过用内积函数定义的非线性变换将综合光谱指数映射到高维空间, 在这个空间进行回归分析, 建立综合光谱指数与土壤含盐量的估测模型, 核函数的优势在于不知道变量变换情况下, 用低维空间数据输入计算高维特征空间中的点积。

设定土壤含盐量样品集 $D = \{(x_i, y_i), i = 1, \cdots n\}$, 其中 $x_i \in R_n, y_i \in R$ 为样品数据, 则 SVM 回归函数为

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i^* - \alpha_i) K(x_i, x) + b^* \tag{4}$$

SVM 中可选择不同的内积函数实现非线性函数拟合, 本文选择线性核函数:

$$K(x, x_i) = (\{x, x_i\} + \theta) \tag{5}$$

多项式核函数:

$$K(x, x_i) = (\{x \cdot x_i\} + \theta)^d \tag{6}$$

RBF 高斯径向基核函数:

$$K(x, x_i) = \exp \left\{ - \frac{|x - x_i|^2}{2\sigma^2} \right\} \tag{7}$$

建立土壤含盐量的 SVM 回归模型, 其中 σ 为核宽度, 设定 $g = 1/2\sigma^2$ 。SVM 模型中关键在于参数的选择, c 为惩罚参数, g 为核参数, c 用来平衡模型的经验风险和结构风险, 可用来提高所建模型的泛化性能, g 用来控制模型的回归误差, g 过高容易造成过拟合, g 过低方差较低, 基于以上本研究利用精细网格搜索法来选择最佳的 c 和 g 。

采用灰色关联法对光谱指数与土壤含盐量的关联度进行定量描述, 计算出它们之间的相关性, 再通过上述的回归方法构建土壤含盐量预测模型。

模型精度检验包括决定系数 R^2 和均方根误差 RMSE(root mean square error) 2 个指标, 决定系数 R^2 和越接近 1、均方根误差越接近 0 时, 表示该模型的准确性越高。均方根误差计算公式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [P^*(Z_j) - P(Z_i)]^2} \tag{8}$$

式中, $P^*(Z_i)$ 表示模型的预测值; Z_i 表示实测值, N 表示样品的数量。

2 结果与分析

2.1 基于 GF-1 和 Landsat8 OLI 光谱指数数据灰色关联度分析

利用野外获取的 38 个实测点的坐标与遥感影像结合获取 GF-1 和 Landsat8 OLI 影像的 20 种光谱

指数,与土壤含盐量进行定量分析,采用灰色关联法计算关联度并排序,结果如表 3 所示。在 GF-1 和 Landsat8 OLI 影像中分别选出土壤含盐量与各指数关联度较高的前 5 个光谱指数然后对两组指数取并集,得到的光谱指数分别是:SR、CSRI、SI、BI、S6、ARVI、SAVI 和 NDSI。

表 3 GF-1 和 Landsat8 OLI 影像光谱指数与盐分灰色关联度和排序(0~10 cm)
Table 3 GF-1 and Landsat8 OLI image spectrum index and the grey correlation degree and sort of salt

植被指数 Vegetation index	GF-1 WFV		Landsat8 OLI	
	关联度 Correlation degree	排序 Sort	关联度 Correlation degree	排序 Sort
盐分指数 Salinity index (SI-T)	0.73269	9	0.78794	7
归一化盐分指数 Normalized differential salinity index(NDSI)	0.73339	6	0.78795	5
差值植被指数 Difference vegetation index (DVI)	0.73269	10	0.78794	8
盐分指数 Salinity index(SI)	0.62012	18	0.62893	19
亮度指数 Brightness index(BI)	0.71570	12	0.78930	4
盐分指数 1 Salinity index 1(SI1)	0.62188	16	0.64483	17
盐分指数 2 Salinity index 2(SI2)	0.70682	15	0.77786	13
盐分指数 3 Salinity index 3(SI3)	0.62093	17	0.64351	18
盐分指数 Salinity index(S1)	0.75089	3	0.78263	12
盐分指数 Salinity index(S2)	0.70845	13	0.76267	14
盐分指数 Salinity index(S3)	0.61992	19	0.65951	16
盐分指数 Salinity index(S5)	0.61348	20	0.58442	20
盐分指数 Salinity index(S6)	0.73117	11	0.79958	2
简单比值指数 Simple ratio index(SR)	0.76842	1	0.79314	3
冠层响应盐指数 Canopy response salinity index(CSRI)	0.76737	2	0.81266	1
归一化植被指数 Normalized difference vegetation index(NDVI)	0.73339	7	0.78795	6
增强植被指数 Enhanced vegetation index (EVI)	0.73310	8	0.78633	11
土壤调节植被指数 Soil adjusted vegetationindex(SAVI)	0.73354	5	0.78785	9
修改型土壤调节植被指数 Modified soil-adjusted vegetation index(MSAVI)	0.70710	14	0.78785	10
大气阻抗植被指数 Atmospherically resistant vegetation index (ARVI)	0.74425	4	0.73142	15

2.2 基于 GF-1 和 Landsat8 OLI 影像的综合光谱指数的土壤含盐量估算模型构建

2.2.1 多元线性回归模型 多元线性回归模型建立时以土壤含盐量作为建立模型的因变量,将经过灰度关联分析筛选出的 8 个相对较高的光谱指数构成综合光谱指数作为自变量,应用因变量和自变量多元线性回归法建立模型,得到 GF-1 模型决定系数为 0.6104,Landsat8 OLI 模型决定系数为 0.549。

2.2.2 偏最小二乘回归模型 选取 PLSR 模型^[30]进行土壤盐渍化估算,在最优主成分分数确定时,每一个模型基本上用所有样本来训练模型。确定每个主成分下的 PRESS 值,选择 PRESS 值小的主成分数或 PRESS 值不在变小时的主成分数来优化模型。因此,构建了 1~8 主成分数的土壤盐分估算模型,其中 GF-1 估算模型比较好的有 3 个,分别包含的

主成分数是 1 个、2 个和 3 个,决定系数 2 个>3 个>1 个,分别为 0.6104、0.5992、0.5798($P<0.01$)。Landsat8 OLI 估算模型比较好的有 3 个,分别包含主成分数是 2 个、3 个、4 个。决定系数 4 个>3 个>2 个,分别为 0.549、0.5465、0.5421。

2.2.3 支持向量机回归模型 本文中利用 Matlab 构建支持向量回归模型,该模型主要是通过选择不同的内积核函数实现非线性函数的拟合。在实际应用中,常用的核函数有线性核函数(Linear)、多项式核函数(Polynomial)、径向基核函数(RBF)。SVM 建立的回归模型,无论在逼近能力,还是在泛化性上都要比较好。由图 2 中可知,通过交叉验证选择最佳的惩罚参数 c 和核参数 g ,并优化了 SVR 模型对盐分的估算。经运算结果显示,GF-1 影像在 c 为 15, g 为 0.0039 时则该模型估算结果最优。决定系数 RBF>Polyno-

mial > Linear, 分别为 0.7969、0.7715、0.6929 ($P < 0.01$)。Landsat8 OLI 影像在 c 为 30, g 为 0.25 时则该

模型估算结果最优。决定系数 Polynomial > RBF > Linear, 分别为 0.7154、0.6845、0.5423 ($P < 0.01$)。

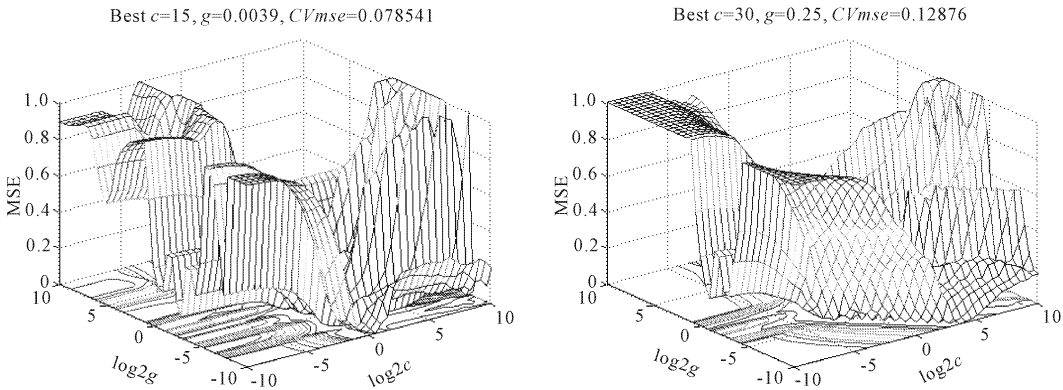


图 2 支持向量机最优参数结果图(GF-1 左,Landsat8 OLI 右)

Fig.2 Support vector machine(SVM), the optimal parameters of the results figure (GF-1 left, Landsat8 OLI right)

2.3 模型精度比较

由表 4 可知,在多元线性回归模型中,基于 GF-1 回归模型决定系数大于 Landsat8 OLI 回归模型的决定系数,GF-1 回归模型的 R^2 为 0.6856, RMSE 为 0.2641, Landsat8 OLI 回归模型的 R^2 为 0.5142, RMSE 为 0.3283, 而且基于综合光谱指数利用多元回归模型估算土壤含盐量的模型精度高于基于单一光谱指数利用多元回归模型估算土壤含盐量的模型精度;采用偏最小二乘回归模型,选取了多个不同主成分数进行逐一进行运算,GF-1 影像中 1、2、3 个主成分数的估算结果较好且决定系数也都在 0.57 以上,Landsat8 OLI 影像中 2、3、4 个主成分数的估算结果较好且决定系数也都在 0.54 以上;运用支持向量回归模型进行估算,选择 3 种函数,估算 GF-1 结果较好的是 RBF, R^2 为 0.7969。Landsat8 OLI 结果较好的是 Polynomial, R^2 为 0.7154。研究得出,三种模型估算土壤含盐量中 GF-1 均高于 Landsat8 OLI 精度。通过比较 3 种模型的决定系数,得到支持向量机回归中采用 GF-1 径向基函数模型时 R^2 最高达到 0.7969, RMSE 为 0.2197, 估算效果最优;而 Landsat8 OLI 影像支持向量机中多项式函数模型, R^2 最高达到 0.7154, RMSE 为 0.2513。本文在建立综合光谱指数与土壤含盐量的关系时,光谱指数选择种类多,在建立关系时由于每类指数与盐分的关系不同,综合影响盐分的关系需要综合考虑,支持向量机在建立综合光谱指数与土壤含盐量之间关系时对样本选择要求不高,对局部极值,局部最优都能较好的进行处理,以统计学为理论基础,经验风险最小化原则为条件,较好地对综合光谱指数与土壤盐分之

间的关系进行描述,所以支持向量机在建立综合光谱指数与土壤含盐量模型时要比多元线性回归与偏最小二乘回归所建模型精度要高。

3 讨 论

目前利用光谱指数进行盐渍化监测的已取得一定的进展,但对于覆盖较好的天然植被和农作物,使用单一植被光谱指数很难反映盐渍化的情况。利用多种指数和多种模型协同反演土壤盐渍化逐渐增多。李相等^[31]利用多个光谱指数提取盐渍化信息,得出多种光谱指数结合,可以较好地提取土壤盐渍化。曹雷等^[32]利用偏最小二乘法对敏感的光谱指数进行盐渍化建模分析,得出偏最小二乘法可以较好地提取土壤盐渍化信息。本研究采用高分 1 号数据和 Landsat8 数据对渭一库绿洲盐渍化进行研究,通过灰度关联法对光谱指数进行筛选,对敏感性较高的指数与地表实测盐分,利用三种模型分别对盐渍化信息进行监测,得到支持向量机回归模型的 R^2 达 0.7 左右最高,该模型相对于多元线性回归和偏最小二乘回归更适于土壤盐渍化估算。曹雷等利用偏最小二乘对盐渍化提取 R^2 达到 0.66,这由于选取光谱指数的不同,导致 R^2 有所不同,但是总体上是较为接近的;绿洲内的植被盖度较高,多为农作物,如棉花、小麦等,但在交错带内地表覆被主要为天然盐生植被,如芦苇 (*Phragmites australis*)、骆驼刺 (*Allhagi sparisifolia*)、花花柴 (*Karelina caspica*) 等,在影像上表现为枝叶稀疏,并且与裸露的土地交错分布,容易造成异物同谱现象,而交错带内植被稀少,甚至在荒漠化比较严重的地区全为裸地,容易造成像元的混分。

表 4 模型精度比较
Table 4 Model accuracy comparison

回归模型 Regression model	GF - 1			Landsat8 OLI		
		R^2	RMSE		R^2	RMSE
多元回归 Multiple regression	线性 Linear	0.6800	0.2641	线性 Linear	0.5142	0.3283
偏最小二乘回归 Partial least-squares regression	1 个主成分 One of principal components	0.5798	0.3413	2 个主成分 Two of principal components	0.5421	0.3187
	2 个主成分 Two of principal components	0.6104	0.3286	3 个主成分 Three of principal components	0.5465	0.3171
	3 个主成分 Three of principal components	0.5992	0.3333	4 个主成分 Four of principal components	0.5490	0.3163
支持向量机回归 Support vector regression	高斯径向基核函数 RBF	0.7969	0.2197	高斯径向基核函数 RBF	0.6845	0.2645
	多项式核函数 Polynomial	0.7715	0.2330	多项式核函数 Polynomial	0.7154	0.2513
	线性核函数 Linear	0.6929	0.2701	线性核函数 Linear	0.5423	0.3186

渭一库绿洲地势北高南低,自西北向东南倾斜,沟壑相间,属于干旱与极端干旱地区。研究区土壤盐渍化存在明显的空间分异规律,总体上从西到东,由北到南土壤含水量逐渐降低,土壤含盐量逐渐增大。土壤盐分受到各种自然因素如降水、温度、地形等影响的同时也受到人为灌溉等因素的影响。单纯的遥感方法无法反映盐渍化特征,综合多源数据是研究复杂的盐渍化监测问题的新途径,在解决盐渍化监测的复杂问题中有着较大的应用潜力。本研究尚属可行性研究,在单期影像的基础上,构建多个光谱指数与土壤盐渍化关系密切,且结果与野外实地情况较符合,研究区土壤含盐量反演结果与实地情况较为抑制。但单期的影像不能说明研究结果的普遍性,在后续的研究中将会进一步考虑采用多期遥感数据做动态分析。

4 结 论

本研究建立了干旱半研究区综合光谱指数与土壤含盐量的关系模型。首先,建立常用的光谱指数与土壤含盐量的关系;其次,利用筛选出的 8 种光谱指数类型,组合成综合光谱指数;最后,通过建立 GF-1 和 Landsat8 OLI 的 2 个数据源的 3 种估算模型,共 6 个模型,对该地区土壤含盐量进行估算与精度分析。

1) 在所选取的 15 个盐分指数和 5 个植被指数中,通过与实测土壤盐分的相关分析可知,SR、CSRI、SI、BI、S6、ARVI、SAVI、NDSI 等 8 个指数综合与土壤盐分含量关系密切,相关性高。这些光谱指数更适用于在干旱区绿洲使用 GF-1 WFV 影像进行盐渍化评估。

2) 由于分辨率的差异,从 GF-1 WFV 影像上

提取的综合光谱指数与实测土壤盐分的相关性要远远高于 Landsat8 OLI 影像光谱指数。遥感影像中低分辨率导致混合像元存在,表现为多种地物信息被包含在同一个单元像元内,从而使得遥感影像综合光谱指数与实测盐分相关性下降。而遥感影像的高分辨率能更加真实地反映地物信息,更适合土壤盐渍化的评估,要远远优于中等分辨率影像。

3) 将综合光谱指数作为输入因子,土壤含盐量作为输出因子,分别建立多元线性回归,偏最小二乘回归,支持向量机回归 3 种估算模型,分别对研究区进行土壤盐分估算,研究区表层 0~10 cm 土壤含盐量估算的最优模型为支持向量机中径向基函数模型,决定系数最高且精度最高。说明 GF-1 影像的支持向量机回归更适用于土壤含盐量的估算。

参 考 文 献:

[1] 张 飞,塔西甫拉提·特依拜,丁建丽,等.渭干河-库车河三角洲绿洲盐渍化土壤特征研究[J].干旱地区农业研究,2007,25(2):146-150.

[2] 庞国锦,王 涛,孙家欢,等.基于高光谱的民勤土壤盐分定量分析[J].中国沙漠,2014,34(4):1073-1079.

[3] 陈维英,肖乾广,盛永伟,等.距平植被指数在 1992 年特大干旱监测中的应用[J].环境遥感,1994,9(2):106-112.

[4] 姚 远,丁建丽,张 芳,等.基于高光谱指数和电磁感应技术的区域土壤盐渍化监测模型[J].光谱学与光谱分析,2013,33(6):1658-1664.

[5] 王鹏新,龚健雅,李小文,等.条件植被温度指数及其在干旱监测中的应用[J].武汉大学学报(信息科学版),2001,26(5):412-418.

[6] Khan N M, Sato Y. Monitoring hydro-salinity status and its impact in irrigated semi-arid areas using IRS - 1B LISS - II data[J]. Asian Journal of Geoinformatics, 2001,1(3):63-73.

[7] 哈学萍,丁建丽,塔西甫拉提·特依拜,等.基于 SI-Albedo 特征空间的干旱区盐渍化土壤信息提取研究——以克里雅河流域

绿洲为例[J].土壤学报,2009,46(4):698-703.

[8] 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.

[9] 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.

[10] 牛增懿,丁建丽,李艳华,等.基于高分一号影像的土壤盐渍化信息提取方法[J].干旱区地理,2016,39(1):171-181.

[11] 丁建丽,塔西甫拉提·特依拜,张 飞,等.塔里木盆地北缘绿洲土壤含盐量和电导率空间变异性研究[J].干旱区地理,2008,31(4):624-632.

[12] 姚 远,丁建丽,雷 磊,等.干湿季节下基于遥感和电磁感应技术的塔里木盆地北缘绿洲土壤盐分的空间变异性[J].生态学报,2013,33(17):5308-5319.

[13] 丁建丽,姚 远,王 飞,等.干旱区土壤盐渍化特征空间建模[J].生态学报,2014,34(16):4620-4631.

[14] 丁建丽,姚 远,王 飞,等.基于三维光谱特征空间的干旱区土壤盐渍化遥感定量研究[J].土壤学报,2013,50(5):853-861.

[15] Allbed A, Kumar L, Aldakheel Y Y. Assessing soil salinity using soil salinity and vegetation indices derived from IKONOS high-spatial resolution imageries: Applications in a date palm dominated region [J]. Geoderma, 2014,230:1-8.

[16] Huete A R. A soil-adjusted vegetation index(SAVI)[J]. Remote Sensing of Environment, 1988,25(88):295-309.

[17] Liu H Q, Huete A R. A feedback based modification of the NDVI to minimize canopy background and atmospheric noise[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 1995,33(2):457-465.

[18] Qi J, Chehbouni A, Huete A R, et al. A modified soil adjusted vegetation index[J]. Remote Sensing of Environment, 1994,48(2):119-126.

[19] Rondeaux G, Steven M, Baret F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices[J]. Remote Sensing of Environment, 1996,55(2):95-107.

[20] Savitzky A, Golay M J E. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures [J]. Analytical Biochemistry, 1964,36:1627-1639.

[21] Ke Yinghai, Jungho Im, Junghee Lee, et al. Characteristics of Landsat8 OLI-derived NDVI by comparison with multiple satellite sensors and in-situ observations[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 164:298-313.

[22] Yao Zhengyang, Liu Jianjun, Zhao Xiaowen, et al. Spatial dynamics of aboveground carbon stock in urban green space: A case study of Xi'an, China[J]. Journal of Arid Land, 2015,7(3):350-360.

[23] Richardson A J, Wiegand L C. Distinguishing vegetation from soil background information[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1977,43(12):1541-1552.

[24] Chen J M. Evaluation of vegetation indices and modified simple ratio for boreal applications[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 1996,22(3):229 -242.

[25] Roujean J L, Breon F M. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements[J]. Remote Sensing of Environment, 1995,51(3):375-384.

[26] Broge N H, Leblanc E. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density[J]. Remote Sensing of Environment, 2001,76(2):156-172.

[27] Baret F, Guyot G, Major D J. TSAVI: A vegetation index which minimize soil brightness effects on LAI and APAR estimation[C]// Geoscience and Remote Sensing Symposium, 12th Canadian Symposium on Remote Sensing. Canada: International IEEE, 1989:1355-1358.

[28] Jiang Z Y, Huete A R, Didan K, et al. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band[J]. Remote Sensing of Environment, 2008,112(10):3833-3845.

[29] Kaufman Y J, Tanre D. Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS - MODIS[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1992,30(2):261-270.

[30] 李 微,李媛媛,田 彦,等.基于包络线法的滨海滩涂 PLSR 盐分模型研究[J].海洋科学进展,2014,32(4):501-507.

[31] 李 相,丁建丽.基于实测高光谱指数与 HSI 影像指数的土壤含水量监测[J].农业工程学报,2015,31(19):68-75.

[32] 曹 雷,丁建丽,玉米提·哈力克,等.基于国产高分一号卫星数据的区域土壤盐渍化信息提取与建模[J].土壤学报,2016, 53(6):1399-1409.