

基于 EM38 和 WorldView-2 影像的土壤盐渍化建模研究^①

尼加提·卡斯木^{1,2}, 师庆东^{1,2}, 郭玉川^{1,2*}, 茹克亚·萨吾提^{1,2}, 依力亚斯江·努麦麦提^{1,2},
米合热古丽·塔什卜拉提^{1,2}

(1 新疆大学资源与环境科学学院, 乌鲁木齐 830046; 2 新疆大学绿洲生态教育部重点实验室, 乌鲁木齐 830046)

摘要: 在干旱半干旱地区, 土壤盐渍化是常见的土地退化问题之一。本研究选取于田县克里雅河上游边缘典型盐渍化区域作为研究靶区, 通过 EM38 大地电导率仪实测土壤表观电导率, 提取不同系数下的土壤调节植被指数 (SAVI), 分析了 SAVI 指数与土壤电导率间的相关性, 并利用同时期 WorldView-2 影像的敏感波段建立了基于高分辨率影像数据的土壤盐渍化偏最小二乘回归 (PLSR) 模型并进行了精度验证。结果表明: 从遥感影像提取 SAVI 指数时, 在系数 (L) 调节范围内选取固定系数值, 系数值 (间隔为 0.1) 从 0.1 变化到 1.0 的过程中, 相应提取的 SAVI 指数与土壤电导率的相关性明显提升, 相关性系数 (r) 从 0.30 提高到 0.50, 并通过显著性检验 ($P < 0.01$)。选取的 SAVI_{1.0}、B6、B7、B8 四种变量中, 以 SAVI_{1.0}+B6+B8 为变量组合所建立的 PLSR 模型为最优, 该模型较其他变量组合建模的决定系数 (R^2_p) 提高了 0.11, 因此, 在研究区该模型具有更好的预测能力, 模型精度为 $RMSE_c=0.77$ dS/m、 $R_c^2=0.68$ 、 $RMSE_p=0.79$ dS/m、 $R_p^2=0.66$ 、 $RPD=2.2$ 。

关键词: 克里雅河; 盐渍化; 土壤调节植被指数; EM38; WorldView-2 影像

中图分类号: S156.4 **文献标识码:** A

土壤盐渍化是指土壤底层或地下水的盐分随毛管水上升到地表, 水分蒸发后, 使盐分积累在表层土壤中的过程, 也称盐碱化^[1]。土壤盐渍化现象通常发生在降雨量稀少, 土壤水分蒸发量较大, 地下水位高且可溶性盐分含量较多的干旱、半干旱地区, 目前已成为全球性环境问题。过度的土壤盐渍化会导致不同程度的土地退化和荒漠化, 直接和间接地影响人类社会经济的发展、农业的稳定生产和生态环境的可持续发展。及时监测绿洲地区土壤盐渍化时空分布信息, 分析土壤盐渍化程度, 对保护该地区生态环境的稳定性、实现农业生产可持续发展起着至关重要的作用^[2]。

利用遥感技术监测土壤盐渍化始于 20 世纪 70 年代。研究初期, 利用多波段、多时相的遥感数据对盐渍土和盐生植被进行监测是研究的热点问题^[3]。近几十年来, 国内外诸多学者对土壤盐渍化的遥感反演研究做出了重要的贡献, 呈现了较好的反演结果。Roger 等^[4]1984 年利用光谱反射率研究地物特征, 为后续地物特征高光谱遥感反演研究提供了理论基础。Lhissoui 等^[5]利用 Landsat-TM 多光谱遥感影像波段

与实测电导率数据进行相关性分析, 通过半经验模型对土壤盐渍化进行了反演。Nawar 等^[6]用实测数据与 ASTER 数据相结合, 分别建立了基于偏最小二乘回归 (PLSR) 和高维数据回归 (MARS) 的土壤含盐量预测模型, 认为 MARS 模型的预测精度高于 PLSR 模型。Asfaw 等^[7]和 Gorji 等^[8]利用 Landsat 影像提取盐分指数, 通过线性回归和指数回归对实测电导率数据与盐分指数进行拟合, 选取最优盐分指数进行了土壤盐渍化遥感反演。关元秀等^[9]利用实测数据、地物光谱数据和 Landsat/TM 数据相结合建立地物与影像之间的关系, 定量反演了黄河三角洲地区土壤含盐量, 并进行了黄河三角洲地区土壤盐渍化分级。姚远^[10]通过典型研究区不同盐渍化土壤光谱反射率数据的变换和分析, 选择与土壤含盐量响应敏感波段, 建立了实测高光谱土壤含盐量反演模型, 以校正 HSI 影像建立的土壤含盐量反演模型。彭杰等^[11]通过分析土样的高光谱数据和室内测定的盐分与电导率数据, 研究了耕作土壤含盐量与电导率的关系, 并比较了含盐量和电导率与不同光谱指标的相关性以及二者高光谱反

基金项目: 国家自然科学基金项目 (U1703237) 资助。

* 通讯作者 (xjguoyuchuan@126.com)

作者简介: 尼加提·卡斯木 (1991—), 男, 维吾尔族, 新疆伊宁人, 博士研究生, 主要研究方向为生态规划与管理。E-mail: NejatKasim@126.com

演的精度。王爽等^[12]以实测获取不同程度盐渍化土壤的高光谱反射率及土壤含盐量,从中优选出对不同盐渍化程度土壤最为敏感的光谱波段,结合 Landsat-TM 多光谱遥感影像构建了最佳土壤盐渍化监测模型,并用此模型实现了大尺度下高精度土壤盐分的定量反演;马驰^[13]通过对 GF-1 遥感影像的反射率及其变换形式与土样含盐量进行相关性分析,获得盐碱的敏感波段,最后以多元逐步回归分析的方法建立了土壤含盐量反演模型,反演了研究区土壤含盐量。上述研究成果为探索地物光谱特征与土壤特性的定量关系开辟了新的方向。

以往估算土壤盐渍化的研究大多利用单个敏感波或敏感光谱指数进行建模,而采用多个敏感波段与敏感光谱指数综合建模的研究相对较少,这可能会造成敏感波段及指数无法充分利用,导致模型精度在一定程度上受到制约。基于此,本研究选取内陆干旱区于田克里雅河流域为研究区,利用 353 个土壤表观电导率(ECa)为数据源,结合 WorldView-2 高分辨率遥感影像的敏感波段及提取的土壤调节植被指数(SAVI),分析变量之间的不同组合方式对 PLSR 模型估算荒漠土壤盐渍化的可能性,并选取最优变量组合方式,以提高干旱区荒漠土壤盐渍化空间高分辨率分布的预测精度,为土壤盐渍化等相关研究及当地精准农业提供科学支持和应用参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

于田绿洲地处塔克拉玛干沙漠南缘与昆仑山北坡之间的冲积平原(图 1) 地理位置 81°09' ~ 82°51' E, 35°14' ~ 39°29' N, 整个县域东西宽大约为 30 ~ 120 km, 南北长约为 466 km, 总面积 4.03 万 km², 下辖 19 个乡级行政区, 总人口为 23 万^[14]。克里雅河流域位于塔克拉玛干沙漠南缘, 昆仑山中段北部, 受大陆性干旱气候和山盆相间的地貌格局影响, 流域中部发育了典型的绿洲-荒漠生态系统^[15]。四季分明、昼夜温差大、降水稀少、蒸发量大、春夏多风沙是该流域的显著气候特点, 其属于典型的极端干旱区。平原绿洲年降水量仅 14 mm 左右, 蒸发量则高达 2 500 mm 左右, 土地利用方式主要以农业为主, 主要农作物为棉花, 主要依靠山区冰雪融化水和部分地下水灌溉。地下水包括碱性、弱硬水-极硬水、淡水、弱矿化水和中等矿化水在研究区内均有分布。流域范围内土壤盐渍化和沙漠化现象共存, 严重制约着植被生长和绿洲农业的发展, 生态十分脆弱^[16]。

1.2 样点布设与数据获取

采样方案涉及数据采集的准确性, 是确保研究开展的前提条件。采样前采样时间、方法与规范等因素必须进行详细考虑。本研究 EM38 数据采集于 2014 年 10 月 6 日, 当天天气良好, 无风无云。采用 2 m × 2 m 近似格网系统采集法, 目的是和高分辨率影像数据分辨率一致。采样过程中在使用手持 GPS 仪选定 353 个点位(图 1)的基础上, 获取每个点位的 EM38 数据, 包含垂直模式与水平模式下的两种数据。在测量过程中, EM38 电导仪始终沿东西方向放置。EM38 电导仪主要是应用电磁感应原理, 通过测量原生磁场和诱导出的次生磁场的相对关系来测量大地电导率。分析所采集的原始数据, 剔除由于人为因素导致的不合理数据, 结合前人研究^[17-19]计算采样点的表观电导率(ECa)。数据采集时, 在 2 m × 2 m 网格中采集 5 个点的数据代表 1 个采样点, 即每个采样点的 ECa 为 5 个点的平均值, 以减少测量时人为和自然因素所导致的误差。

1.3 光谱指数与敏感波段提取

本研究选取内陆干旱区于田县克里雅河流域边缘为研究靶区, 以购买的 WorldView-2 高分辨率影像为数据源, 大小为 2 531 × 2 524 像元, 获取时间为 2014 年 10 月 6 日。为了建立基于高分辨率多光谱影像的土壤表观电导率预测模型并提高分布分辨率与预测精度, 充分利用高分辨率影像数据, 对影像进行几何校正, 之后利用 cost 模型进行大气校正, 并进行反射率反演等预处理^[20]。

Dwivedi 等^[21]通过 WorldView-2 遥感影像(1、3、5 波段)波段组合来提取土壤盐渍化信息, 结果显示波段的组合应用到波段转换使得盐渍化信息更加明显, 减小了土地利用类型的光谱信息。本研究对采样点范围进行裁剪, 利用预处理的遥感影像选取敏感波段, 选取的依据是波段反射率与土壤电导率之间的相关性程度, 通过显著性检验($P < 0.01$)的波段为敏感波段。同时, 结合前人对光谱指数与盐渍化的研究, 选取可调试系数的光谱指数(SAVI), 以解释土壤背景光学特征的变化, 修正土壤背景对光谱指数的敏感度。该光谱指数与植被指数(NDVI)相比较, 增加了根据实际情况确定的土壤调节系数(L), 系数取值范围为 0 ~ 1。当 $L=0$ 时, 该调节植被指数表示 NDVI^[22]。SAVI 的计算公式为:

$$SAVI = (NIR - R) \times (1 + L) / (NIR + R + L) \quad (1)$$

式中: NIR 是近红外波段; R 是红波段; L 是随着植被指数变化的参数。

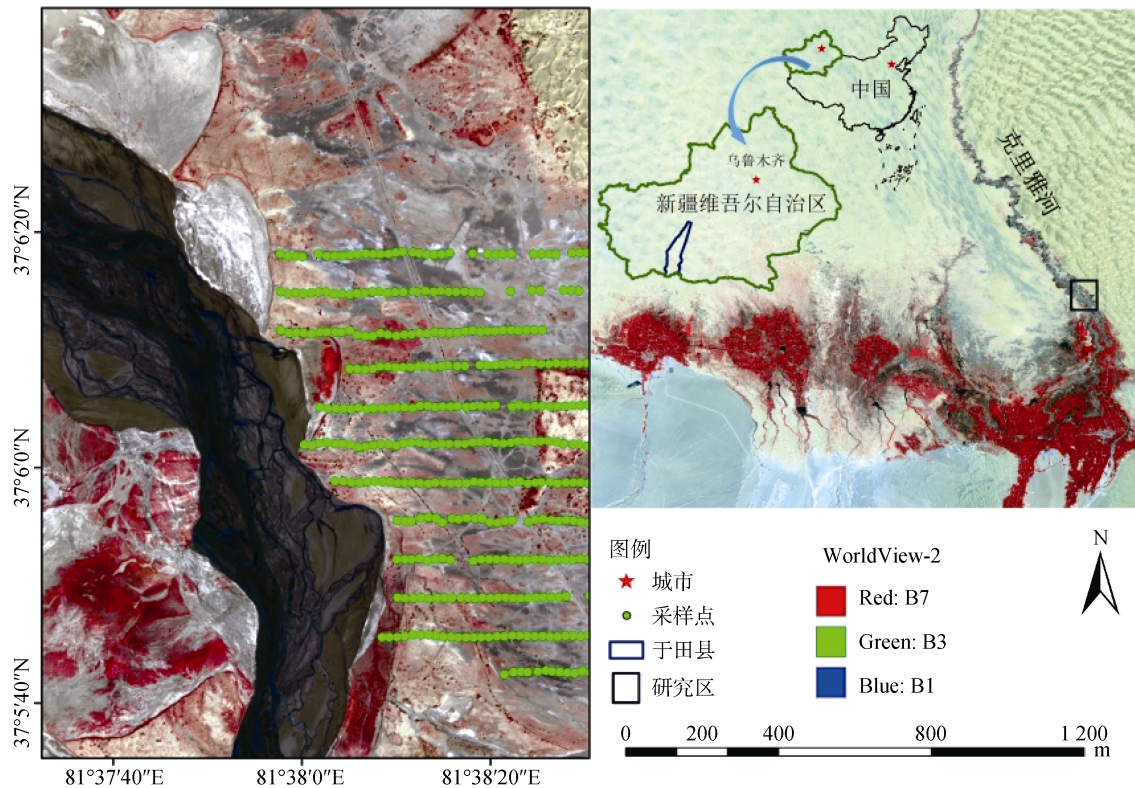


图 1 研究区位置和采样点分布
Fig.1 Location of study area and sampling sites

结合 SAVI 指数的系数取值范围,本研究尝试利用影像提取不同系数下的 SAVI 指数。当系数值 $L=0.1 \sim 1.0$, 间隔为 0.1 时, 调节植被指数对应为 $SAVI_{0.1 \sim 1.0}$ 。利用 ArcGIS 软件提取样点对应的 10 种 $SAVI_{0.1 \sim 1.0}$ 值, 通过 SPSS 软件对不同系数下的光谱指数与土壤电导率进行相关性分析, 通过显著性检验 ($P < 0.01$) 并相关系数达到最高时, 该调节土壤亮度的植被指数为最优光谱指数。

1.4 模型建立与验证

本研究以提取的敏感波段及最佳光谱指数为数据源, 利用 PLSR 建立土壤盐渍化估算模型。通过对比各模型的校正均方根误差 ($RMSE_c$)、建模决定系数 (R_c^2)、预测均方根误差 ($RMSE_p$)、预测决定系数 (R_p^2)、相对分析误差 (RPD), 筛选出最优模型用以对研究区土壤盐渍化进行遥感反演。 R_p^2 用以判定模型的稳定程度, 越接近于 1, 模型的稳定性越好; $RMSE_p$ 用于

表征模型的准确性, 其值越小表明模型的精度越高。另外, 当 $RPD < 1.4$ 时, 模型不可用; $RPD = 1.4$ 或 < 2 时, 模型估算效果一般, $RPD = 2$ 时, 模型具有较好的定量预测能力^[23]。

2 结果与分析

2.1 土壤表观电导率

本研究对野外实测土壤 ECa 数据进行了统计与分析, 并根据实际野外情况对建模数据与验证数据进行了分类。为了使建模集和验证集可以充分反映研究区 ECa 的实际情况, 将 353 个样本按照 ECa 值从高到低进行排序, 等间隔抽取 253 个作为建模集与 100 个作为验证集样本。由采样点 ECa 的描述性统计特征(表 1)可见, 建模集和验证集对应的 ECa 均值分别为 4.57 dS/m 和 4.69 dS/m, 变异系数分别为 43.54% 和 46.90%。研究区所有采样点的 ECa 平均值为 4.60 dS/m,

表 1 采样点土壤 ECa 统计特征(dS/m)
Table 1 Statistical characteristics of ECa of sampling sites

| 样本集 | 样本数 | 最大值 | 最小值 | 均值 | 标准差 | 变异系数 (%) |
|-----|-----|------|------|------|------|----------|
| 全部 | 353 | 9.95 | 0.30 | 4.60 | 2.05 | 44.57 |
| 建模集 | 253 | 9.88 | 0.30 | 4.57 | 1.99 | 43.54 |
| 验证集 | 100 | 9.95 | 1.10 | 4.69 | 2.20 | 46.90 |

变异系数为 44.57%，属中等变异程度(15%<CV<100%)^[24]，介于建模集和验证集表观电导率的均值和变异系数之间。

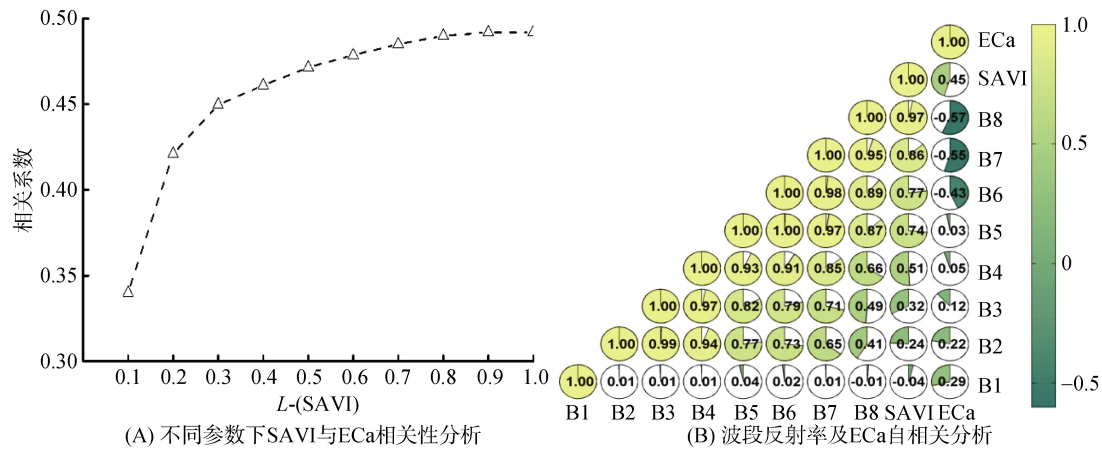
2.2 土壤表观电导率与遥感数据的相关性

本研究分析了 ECa 与不同系数下 SAVI 指数间的相关性(图 2A)。从图 2A 可知，系数 L 从 0.1 ~ 1.0(间隔为 0.1)的变化过程中，SAVI 指数与 ECa 的相关性逐渐提升后变为稳定，当 $L=1.0$ 时，SAVI_{1.0} 与 ECa 之间的相关性达到最高，并通过了显著性检验($P<0.01$)，即 SAVI_{1.0} 为最佳光谱指数。从高分辨率影像选取敏感波段是本研究的重点之一。应用 ENVI-5.3 软件提取高分辨率影像的可见光以及近红外光共 8 个对应样点的波段反射率值，与 ECa 进行 Pearson 相关分析(图 2B)，以选取对土壤盐渍化最佳敏感的波段。研究发现，可见光波段反射

率对土壤盐渍化的敏感程度比较弱，近红外波段(B6、B7、B8)反射率与土壤盐渍化之间呈现较好的相关性。

2.3 土壤表观电导率的 PLSR 建模

本研究以克里雅河边缘典型盐渍化区域的 ECa、高分辨率影像、提取的最优光谱指数及敏感波段为数据源，利用 PLSR 建立土壤盐渍化反演模型，建立的 8 个 PLSR 模型的建模变量组合、RMSE_c、 R_c^2 、RMSE_p、 R_p^2 、RPD 等参数如表 2 所示。根据模型的精度参数，对建立的 8 个模型进行筛选，发现 RPD > 2 的模型数量为 3，分别为 SAVI_{1.0}+B6+B7、SAVI_{1.0}+B6+B8、SAVI_{1.0}+B6+B7+B8 变量组合建立的 PLSR 模型，其余模型的 RPD < 2，对土壤盐渍化的反演能力很弱。利用 ECa 验证数据集对所建立的模型进行预测精度验证(图 3)，对模型的精度参数(RMSE_c、 R_c^2 、RMSE_p、



(图中 B1~B8 表示可见光及近红外光 8 个波段的反射率)

图 2 特征参数与 Eca 的相关性分析

Fig. 2 Correlation analysis between characteristic parameters and Eca

表 2 不同变量组合建模精度分析

Table 2 Accuracy assessment for models under different combination of variables

| 模型 | 变量 | 回归方程 | R_c^2 | RMSE _c (dS/m) | R_p^2 | RMSE _p (dS/m) | RPD |
|---------|-------------------------------|--|---------|--------------------------|---------|--------------------------|-----|
| Model-1 | SAVI _{1.0} +B6 | $y=7.28-65.57x_1+18.70x_2-64.32(x_1)^2-80.99(x_2)^2+189.03x_1x_2$ | 0.56 | 0.87 | 0.55 | 0.88 | 1.9 |
| Model-2 | SAVI _{1.0} +B7 | $y=3.68+8.93x_1+23.67x_2-49.03(x_1)^2-59.91(x_2)^2-48.75x_1x_2$ | 0.53 | 0.81 | 0.51 | 0.84 | 1.7 |
| Model-3 | SAVI+B8 | $y=3.42+9.08x_1+20.94x_2-46.92(x_1)^2-44.36(x_2)^2-42.05x_1x_2$ | 0.52 | 0.86 | 0.45 | 0.85 | 1.4 |
| Model-4 | SAVI _{1.0} +B6+B7 | $y=2-27.87x_1+21.25x_2+28.76x_3-38.90(x_1)^2-48.97(x_2)^2-47.53(x_3)^2+114.33x_1x_2-38.69x_1x_3-32.64x_2x_3$ | 0.68 | 0.78 | 0.64 | 0.82 | 2.0 |
| Model-5 | SAVI _{1.0} +B6+B8 | $y=2-27.20x_1+20.44x_2+25.26x_3-38.58(x_1)^2-48.58(x_2)^2-36.47(x_3)^2+113.38x_1x_2-34.58x_1x_3-26.30x_2x_3$ | 0.68 | 0.77 | 0.66 | 0.79 | 2.2 |
| Model-6 | SAVI _{1.0} +B7+B8 | $y=-0.74+15.70x_1+27.16x_2+24.44x_3-31.64(x_1)^2-38.65(x_2)^2-29.91(x_3)^2-31.46x_1x_2-28.35x_1x_3-33.89x_2x_3$ | 0.55 | 0.85 | 0.52 | 0.84 | 1.8 |
| Model-7 | B6+B7+B8 | $y=-5.48+30.54x_1+32.85x_2+28.86x_3-39.38(x_1)^2-38.21(x_2)^2-29.57(x_3)^2-26.24x_1x_2-21.32x_1x_3-33.50x_2x_3$ | 0.52 | 0.89 | 0.53 | 0.90 | 1.7 |
| Model-8 | SAVI _{1.0} +B6+B7+B8 | $y=3.33+2.07x_1+3.19x_2+16.29x_3+15.98x_4-40.76(x_1)^2-17.41(x_2)^2-22.35(x_3)^2-19.36(x_4)^2+59.27x_1x_2-37.16x_1x_3-33.58x_1x_4-8.23x_2x_3-6.42x_2x_4-20.63x_3x_4$ | 0.66 | 0.87 | 0.63 | 0.85 | 2.0 |

注：x₁ 为 SAVI_{1.0}；x₂ 为 B6；x₃ 为 B7；x₄ 为 B8；y 为土壤表观电导率。

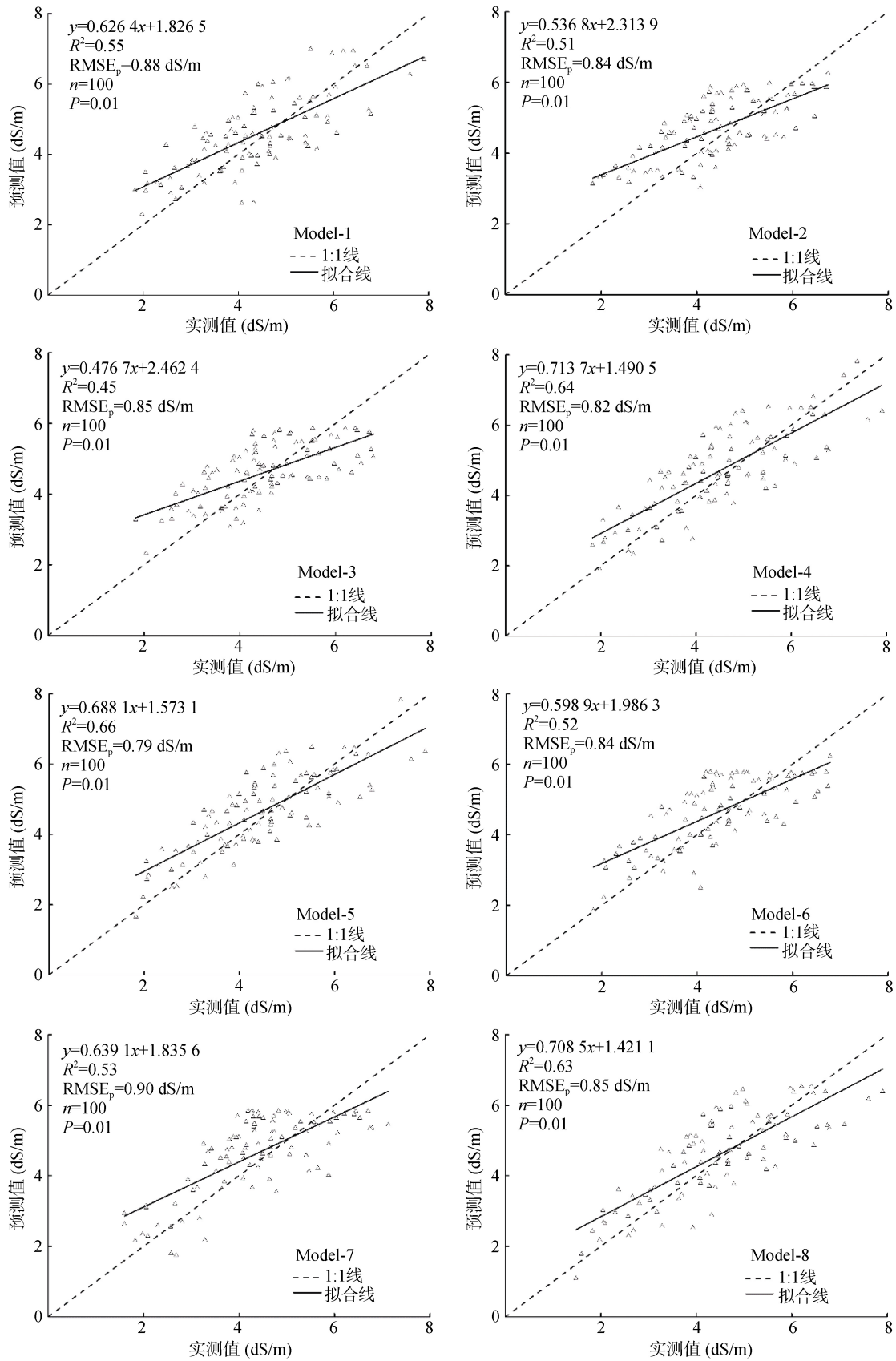


图 3 土壤电导率模型预测值与实测值的验证
 Fig. 3 Scatter plots of predicted and measured Ecas

R_p^2 、RPD)和敏感波段及最优光谱指数不同组合进行综合对比,发现以 $SAVI_{1.0}+B6+B8$ 为变量组合所建立的模型为最优,该模型的 $RMSE_p=0.79$ dS/m、 $R_p^2=0.66$ 、 $RPD=2.2$;而基于全部参数为变量时,建立的预测模型精度参数略低于最优模型,精度参数分别为 $RMSE_p=0.85$ dS/m、 $R_p^2=0.63$ 、 $RPD=2.0$ 。

2.4 土壤盐渍化遥感反演及高分辨率制图

土壤盐渍化的高精度遥感反演及高分辨率制图是该研究领域的热点问题之一。土壤盐渍化的空间分布及分布的界限对该研究领域农作物危害的减少具有指导意义。本研究通过上述具有反演能力的 PLSR 模型,结合高分辨率遥感影像进行土壤盐渍化高分辨率制图(图 4A)。参考 Farifteh 等^[25]对土壤电导率的分

类等级规范,本研究区土壤盐渍化等级分为 4 种类型,分别为 $ECa=0 \sim 2$ dS/m 为轻度盐渍地, $ECa=2 \sim 4$ dS/m 为中度盐渍地, $ECa=4 \sim 8$ dS/m 为盐渍地, $ECa > 8$ dS/m 为重度盐渍地。本研究未涉水体的采样,对高分辨率反演结果图进行处理时,将水体部分 ECa 赋值为 0。结合研究区的高分辨率植被指数空间分布情况,与土壤盐渍化空间分布进行比较,可更好地验证反演模型对土壤盐渍化的识别能力。分析发现,土壤盐渍化主要分布在克里雅河流域边缘及植被覆盖度比较低的区域,植被覆盖度变化与土壤盐渍化程度呈现相反趋势。如 $ECa > 8$ dS/m 区域范围内,植被覆盖度很低,而 ECa 值越小的区域范围内,植被覆盖度越高,即植被覆盖越高,盐渍化程度越低。

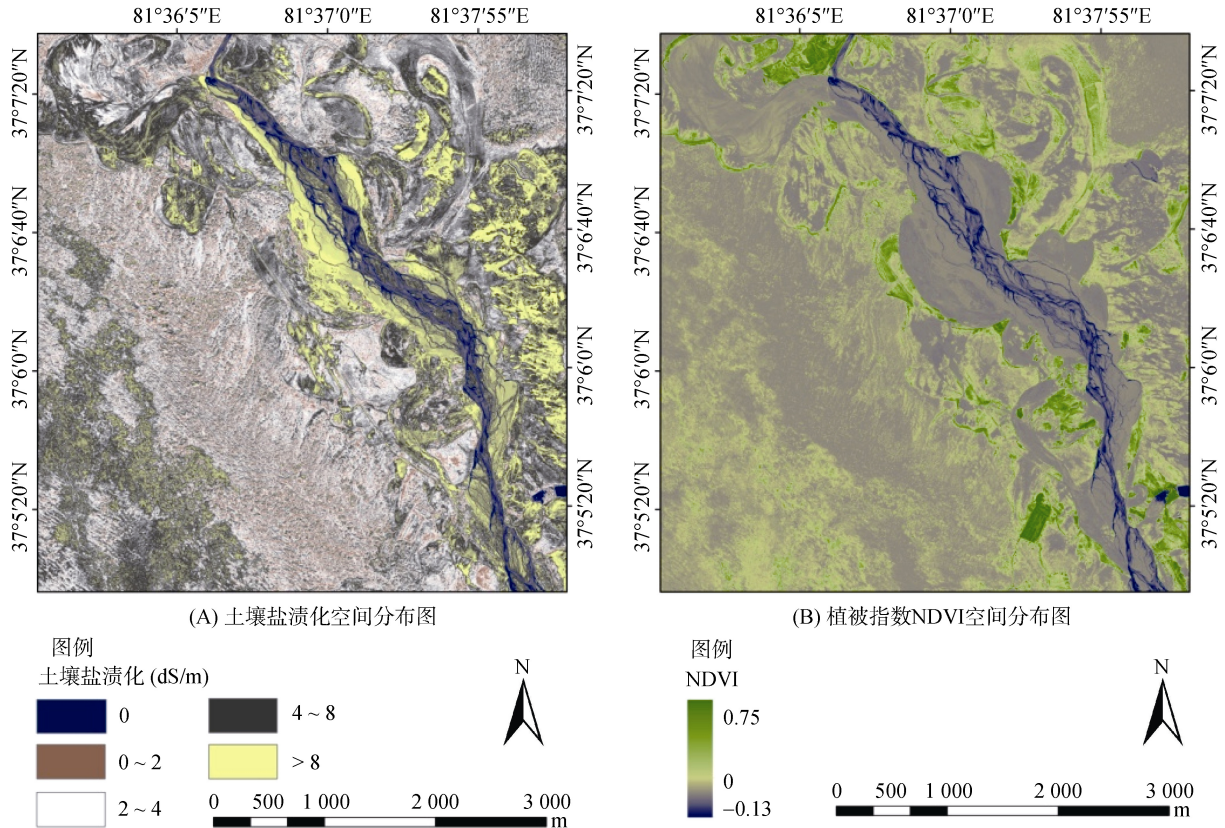


图 4 土壤盐渍化空间分布和植被指数 NDVI 空间分布
Fig. 4 Distribution of soil salinity and NDVI

3 结论

1)从遥感影像提取 SAVI 指数时,在系数(L)调节范围内选取固定系数值,系数值(间隔为 0.1)从 0.1 ~ 1.0 的过程中,相应提取的 SAVI 指数与 ECa 的相关性明显地提升,相关性系数(r)从 0.30 提高到 0.50,并通过显著性检验($P<0.01$)。

2)选取的 $SAVI_{1.0}$ 、 $B6$ 、 $B7$ 、 $B8$ 四种变量中,以 $SAVI_{1.0}+B6+B8$ 为变量组合所建立的 PLSR 模型为最优,较其他变量组合建模,该模型的决定系数(R_p^2)提高了 0.11。因此,在研究区该模型具有更好的预测能力,模型精度为 $RMSE_c=0.77$ dS/m、 $R_c^2=0.68$ 、 $RMSE_p=0.79$ dS/m、 $R_p^2=0.66$ 、 $RPD=2.2$ 。

参考文献：

- [1] 阿斯古丽·木萨, 阿不都拉·阿不力孜, 瓦哈甫·哈力克, 等. 新疆克里雅绿洲土壤盐分、pH 和盐基离子空间异质性分析[J]. 土壤, 2017, 49(5): 152–159
- [2] Sidike A, Zhao S, Wen Y. Estimating soil salinity in Pingluo County of China using QuickBird data and soil reflectance spectra[J]. International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation, 2014, 26(2): 156–175
- [3] 翁永玲, 宫鹏. 土壤盐渍化遥感应应用研究进展[J]. 地理科学, 2006, 26(3): 369–375
- [4] Roger N C, Ted L R. Reflectance spectroscopy: Quantitative analysis techniques for remote sensing applications[J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 1984, 89(B7): 6329–6340
- [5] Lhissoui R, Harti A E, Chokmani K. Mapping soil salinity in irrigated land using optical remote sensing data[J]. Eurasian Journal of Soil Science, 2014, 3(2): 82–88
- [6] Nawar S, Buddenbaum H, Hill J. Digital Mapping of Soil Properties Using Multivariate Statistical Analysis and ASTER Data in an Arid Region [J]. Remote Sensing, 2015, 7(2): 1181–1205
- [7] Asfaw E, Suryabagavan K V, Argaw M. Soil salinity modeling and mapping using remote sensing and GIS: The case of Wonji sugar cane irrigation farm, Ethiopia[J]. Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences, 2016(9): 250–258
- [8] Gorji T, Tanik A, Sertel E. Monitoring soil salinity via remote sensing technology under data scarce conditions: A case study from Turkey[J]. Ecological Indicators, 2017, 74: 384–391
- [9] 关元秀, 刘高焕, 刘庆生, 等. 黄河三角洲盐碱地遥感调查研究[J]. 遥感学报, 2001, 5(1): 46–52
- [10] 姚远. 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, 2014, 33(7): 1917–1921
- [11] 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
- [12] 王爽, 丁建丽, 王璐, 等. 基于地表光谱建模的区域土壤盐渍化遥感监测研究[J]. 干旱区地理, 2016, 39(1): 190–198
- [13] 马驰. 基于 GF-1 遥感图像土壤含盐量反演研究[J]. 中国农村水利水电, 2017(5): 5–8
- [14] 姜红涛, 塔西甫拉提·特依拜, 买买提·沙吾提, 等. 于田绿洲土壤盐渍化动态变化研究[J]. 土壤通报, 2014, 45(1): 123–129
- [15] 程仲雷, 海米提·依米提. 克里雅河流域水资源承载力初步研究[J]. 安徽农业科学, 2011, 39(35): 21997–21999
- [16] 韩桂红, 塔西甫拉提·特依拜, 买买提沙吾提, 等. 基于典范对应分析的干旱区春季盐渍化特征研究[J]. 土壤学报, 2012, 49(4): 681–687
- [17] 姚荣江, 杨劲松, 邹平, 等. 基于电磁感应仪的田间土壤盐渍度及其空间分布定量评估[J]. 中国农业科学, 2008, 41(2): 460–469
- [18] 姚荣江, 杨劲松, 姜龙. 电磁感应仪用于土壤盐分空间变异及其剖面分布特征研究[J]. 浙江大学学报农业与生命科学版, 2007, 33(2): 207–216
- [19] 刘广明, 杨劲松, 鞠茂森, 等. 电磁感应土地测量技术及其在农业领域的应用[J]. 土壤, 2003, 35(1): 27–29
- [20] 赵莹, 王环, 方圆. 基于 WorldView-2 的遥感影像预处理[J]. 测绘与空间地理信息, 2014(6): 165–167
- [21] Dwivedi R S, Rao B R M. The selection of the best possible Landsat TM band combination for delineating salt-affected soils[J]. International Journal of Remote Sensing, 1992, 13(11): 2051–2058
- [22] Huete A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI)[J]. Remote sensing of environment, 1988, 25(3): 295–309
- [23] 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
- [24] Ghulam A Q, Zhu Q L, Abdrahman P. Satellite remote sensing of groundwater: quantitative modelling and uncertainty reduction using 6s atmospheric simulations. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(23): 5509–5524
- [25] Farifteh J, Meer F V D, Atzberger C, et al. Quantitative analysis of salt-affected soil reflectance spectra: A comparison of two adaptive methods (PLSR and ANN)[J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 110(1): 59–78

Mapping and Modelling of Soil Salinity Using WorldView-2 Data and EM38 in Arid Region of Keriya River, China

NIJAT Kasim^{1,2}, SHI Qingdong^{1,2}, GUO Yuchuan^{1,2*}, RUKEYA Sawut^{1,2}, ILYAS Nurmemet^{1,2},
MIHRIGUL Tashpolat^{1,2}

(1 *College of Resources and Environmental Sciences, Xinjiang University, Urumqi 830046, China*; 2 *Key Laboratory of Oasis Ecology Under Ministry of Education, Xinjiang University, Urumqi 830046, China*)

Abstract: Soil salinity is one of the factors for land degradation, especially in the arid and semi-arid regions. In this paper, the typical salinity region in the upstream margin of Keriya River in Yutian County of Xinjiang was taken as the study object, EM38 sensor was used to in situ measure soil apparent electrical conductivity (ECa), WorldView-2 images were used to extract adjusted soil vegetation index (SAVI) under different conditions, and PLSR model derived from SAVI and ECa was setup to estimate soil salinization. The results showed that the correlation between SAVI and ECa was increased significantly from 0.30 to 0.5 when the adjusted parameter (L) increased from 0.1 to 1.0. The optimal model was established by using the combination of SAVI_{1.0}+B6+B8, its determination coefficient (R^2_p) was promoted by 0.11 compared with those of models derived from other variable combination, the validation coefficients were RMSE_C=0.77, R^2_c =0.68, RMSE_p=0.79, R^2_v =0.66, RPD=2.2. Therefore, the model derived from different variable combination can provide a fast and accurate method for monitoring soil salinization.

Key words: Keriya River; Soil salinity; SAVI; EM38; WorldView-2