

基于无人机-卫星遥感升尺度的土壤盐渍化监测方法

陈俊英^{1,2} 王新涛^{1,2} 张智韬^{1,2} 韩佳^{1,2} 姚志华^{1,2} 魏广飞^{1,2}

(1. 西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室, 陕西杨凌 712100;
2. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 为提高卫星遥感对裸土期土壤盐渍化的监测精度,以河套灌区沙壕渠灌域为研究区域,利用无人机多光谱遥感和 GF-1 卫星遥感分别获取图像数据,并同步采集土壤表层含盐量;将实测含盐量与无人机和 GF-1 卫星两种数据的光谱因子进行相关性分析,引入多元线性回归模型 (Multivariable linear regression, MLR)、逐步回归模型 (Stepwise regression, SR) 和岭回归模型 (Ridge regression, RR),分别构建盐渍化监测模型;采用改进的 TsHARP 尺度转换方法,将无人机数据建立的趋势面应用到 GF-1 卫星尺度上,经过转换残差校正,对升尺度结果进行定性和定量分析。结果表明:在两种遥感数据的光谱波段和盐分指数中,蓝波段 B1、近红外波段 B5、盐分指数 SI、盐分指数 S5 和改进的光谱指数 NDVI-S1 与表层土壤盐分的相关性较好,相关系数均在 0.3 以上;在 3 种回归模型中,利用无人机多光谱影像数据和 GF-1 多光谱影像数据反演表层土壤含盐量的最优模型分别是 SR_U 模型和 MLR_s 模型;升尺度后土壤含盐量的反演精度高于直接采用卫星遥感数据反演的精度。本研究可为裸土期土壤盐渍化的大范围快速精准监测提供参考。

关键词: 土壤盐渍化; 裸土期; 多光谱遥感; NDVI-S1; 尺度转换

中图分类号: S252; TP79 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)12-0161-09

Soil Salinization Monitoring Method Based on UAV – Satellite Remote Sensing Scale-up

CHEN Junying^{1,2} WANG Xintao^{1,2} ZHANG Zhitao^{1,2} HAN Jia^{1,2} YAO Zhihua^{1,2} WEI Guangfei^{1,2}

(1. The Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid Areas, Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: Improving the accuracy of salinization monitoring by satellite remote sensing plays a crucial role in salinization. A synthesized model for assessment of regional soil salinity was established based on UAV and GF-1 satellite remote sensing data. Applying the trend surface of the UAV data creation to the GF-1 satellite scale, through the improved TsHARP scale conversion method, after the conversion residual correction, the up-scaling results were quantitatively and qualitatively analyzed. The results showed that the blue band B1, the near-infrared band B5, the salt index SI, the salt index S5, and the improved spectral index NDVI-S1 had a good correlation with the measured soil salinity data in two remote sensing data. Correlation coefficients were more than 0.3. In the three regression models, the best model for monitoring soil salinization by UAV data was the SR_U model, the optimal model of GF-1 data was the MLR_s model. After up-scale conversion, the inversion accuracy of soil salinity was much higher than that of direct satellite data inversion. The optimal model after ascending scale was obviously improved with the optimal model by directly using GF-1 data inversion, the former R_c^2 was 0.338 higher than that of the latter, R_u^2 was 0.369 higher, but RMSE was 0.057 percentage points lower. The research results can provide a reference for large-scale rapid monitoring of salinization in the bare soil period of irrigation districts.

Key words: soil salinization; bare soil period; multispectral remote sensing; NDVI-S1; scales transformation

收稿日期: 2019-07-29 修回日期: 2019-09-11

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFC0403302)和陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2019JM-066)

作者简介: 陈俊英(1975—),女,副教授,博士,主要从事节水农业和水土资源高效利用研究,E-mail: cjyrose@126.com

0 引言

土壤盐渍化是一个全球生态环境问题^[1],不仅会对作物生长产生负面影响,还会引起土地退化^[2]。因此,快速准确获取土壤盐渍化信息对灌区的可持续发展具有重大意义。

卫星遥感具有快速和范围广等优点,是大范围监测土壤盐渍化的有效途径,目前已得到了广泛的应用^[3-4]。如 LOBELL 等^[5]通过 MODIS 影像计算 EVI 和 NDVI,进行区域尺度的盐分监测;姚远等^[6]利用 Landsat TM7 影像计算植被指数,进行北疆地区土壤盐分反演。但卫星遥感数据存在高时间分辨率和高空间分辨率矛盾的问题^[7],为此,国内外学者开展了大量尺度转换的研究^[8-9]。LIANG^[10]通过尺度上推分析了从 30 m 到 1 km 反照率和 LAI 的变化规律,发现其随空间尺度的变化呈线性变化;张万昌等^[11]基于统计分析的方法实现了 30 m ETM + 影像反演 LAI 向 900 m 的转换,并对 LAI 产品进行了校正,效果较好。上述方法多是基于卫星空间尺度之间的转换,在大范围监测地表动态研究中,常用的卫星遥感影像空间分辨率相对较低^[12],对于灌区盐渍化的精准监测存在一定的局限性。无人机作为新型遥感平台,具有高时效、高空间分辨率、云下低空飞行、高机动性等优点^[13],可以迅速、准确地完成一定区域内的盐渍化监测任务。无人机在大范围监测土壤盐渍化方面存在缺陷,将无人机遥感的高空间分辨率与卫星遥感的大范围监测相结合,则可实现高精度大尺度的土壤盐渍化监测。因此,开展无人机到卫星尺度转换研究对土壤盐渍化监测具有重要的理论意义,而目前针对这一方面的研究还鲜有报道。

本文以河套灌区沙壕渠灌域裸土期不同盐渍化程度的表层土壤为研究对象,采用 MLR 模型、SR 模型和 RR 模型,分别构建基于无人机数据和 GF-1 卫星遥感数据的土壤盐渍化监测模型,并通过改进的 TsHARP 尺度转换方法,将无人机多光谱数据(空间分辨率为 6.5 cm)建立的趋势面应用到 GF-1 卫星(空间分辨率为 16 m)中,经过转换残差校正后,对升尺度结果进行定性和定量评价,以期为提高卫星遥感监测土壤盐渍化精度提供理论支持。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

河套灌区解放闸灌域沙壕渠灌域为本研究的试验区,如图 1 所示,其面积约为 5 333.36 hm²,位于西北高原地带,平均海拔 1 000 m 以上,属于典型的

干旱半干旱大陆性气候,土壤类型为粉质粘壤土,平均干容重 1.466 t/m³。地下水埋深 1.5 m 左右,年降雨量为 66.3 ~ 200 mm,年蒸发量约 2 000 mm,蒸降比在 10 以上。降水量少蒸发量大^[14],再加上气候条件、土质因素及不合理灌溉方式导致了此地区相对严重的土壤盐渍化问题。

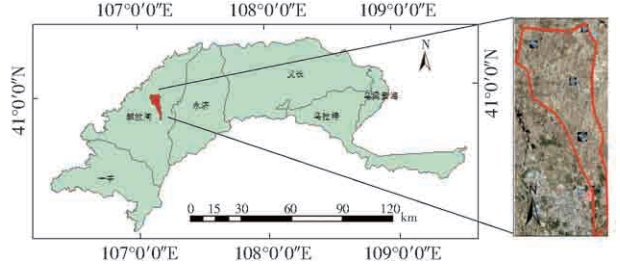


图 1 研究区示意图

Fig.1 Map of research area

1.2 数据来源与处理

1.2.1 无人机多光谱遥感图像数据获取

本次试验所使用的无人机为大疆公司生产的 M600 型六旋翼无人机,其携带的多光谱相机传感器为 Mirco-MCA(简称 u-MCA),它具有远程触发的特点,包括 6 个波段的光谱采集通道,分别是蓝波段(中心波长 490 nm)、绿波段(中心波长 550 nm)、红波段(中心波长 680 nm)、红边波段(中心波长 720 nm)、近红外波段 1(中心波长 800 nm)、近红外波段 2(中心波长 900 nm)。试验选取不同盐渍化程度的 5 个区域,分别对其进行了无人机飞行试验,如图 1 所示。无人机飞行模式按照提前规划的航线飞行,拍照模式为等时间间隔,主航线间图像重叠率设置为 80%,多光谱影像获取时间为 2018 年 5 月 1—5 日,选择天气晴朗的日期进行飞行,无人机飞行高度为 120 m,多光谱相机镜头垂直向下,此时影像所对应的地面分辨率为 6.5 cm。在研究区内布设了参考板,以便对遥感影像进行辐射标定。

使用与多光谱相机配套的处理软件(PixelWrench2)对获取的影像进行配准与合成,导出为 6 波段多光谱影像的 tif 格式。将采样点的经纬度导入 ENVI5.3.1 软件,提取 tif 图像中对应采样点的灰度,利用参考板进一步计算出对应的反射率。

1.2.2 GF-1 多光谱遥感影像的获取及预处理

以国产高分一号卫星影像(GF-1 WFV 相机)为数据源。卫星影像的成像时间与实测土壤含盐量日期同步,高分一号卫星数据的重访周期为 4 d,空间分辨率为 16 m,包括 4 个波段,分别为蓝波段(450 ~ 520 nm)、绿波段(520 ~ 590 nm)、红波段(630 ~ 690 nm)和近红外波段(770 ~ 890 nm)。

在 ENVI5.3.1 软件中对下载的影像进行几何

精校正、辐射定标、大气校正等预处理,经剪裁后得到研究区域卫星影像图,将野外实测采样点的经纬度导入到 GF-1 卫星遥感影像中,导出各采样点对应像元的反射率,用于构建土壤盐分含量的反演模型。

1.2.3 盐分数据的获取

本文实地采样时间与无人机影像获取时间相同,在 5 个采样区域均匀设置 80 个表层土壤采样点(图 2 只列举了其中 1 个区域的采样点)。采样点大多数为无植被覆盖的表层土,采样方法为五点法,将采集的土样干燥研磨处理后,配置土水比为 1:5 的土壤溶液,经搅拌、静置、沉淀、过滤后,采用电导率仪(DDS-307 型,上海佑科仪器公司)测定土壤溶液电导率,对每个采样点的 5 个土样电导率取平均值作为该样点处的电导率 $EC_{1:5}$,并通过经验公式计算土壤含盐量: $S = (0.288\ 2EC_{1:5} + 0.018\ 3) \times 100\%$ [15]。剔除采样点中的 8 个异常值,剩余 72 个样本进行本次试验土壤含盐量的反演,将样本从大到小进行排序,建模集和验证集的划分按 2:1 的比例进行等间隔取样,可保证建模样本和验证样本范围一致且分布均匀。统计情况见表 1。

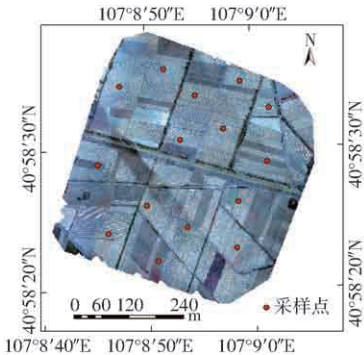


图 2 采样点分布图(其中 1 个区域)

Fig.2 Soil sampling locations(one of the areas)

表 1 土壤盐分数据统计结果

Tab.1 Summary statistics of soil salinity

样本类型	样本数	最大值/%	最小值/%	平均值/%	标准差/%	变异系数/%
总体	72	1.008	0.128 5	0.365 7	0.249	68.03
建模	48	1.008	0.128 5	0.364 5	0.250	68.5
验证	24	0.978	0.131 5	0.367 6	0.254	69.1

1.3 改进光谱指数的计算

研究表明,仅用个别波段或多个单波段数据提取地物信息有明显的局限性,进行光谱指数分析运算可有效提高地表观测数据对反演模型参数的敏感性[16]。因此许多学者建立了基于光谱指数特征空间的土壤盐渍化监测模型[17-18],根据王飞等[19]的研究,发现通过 NDVI 与 SI 构建的 SDI(Salinization

detection index)指数可以较好地反映盐渍化情况。基于此,本文在传统的盐分指数的计算基础上,构建了 NDVI-SI 光谱指数,用于本次土壤盐渍化反演。计算公式为

$$I_{NDVI-SI} = \sqrt{(I_{NDVI} - 1)^2 + S_1^2} \tag{1}$$

其中 $I_{NDVI} = (\rho_{NIR} - \rho_{RED}) / (\rho_{NIR} + \rho_{RED})$
 $S_1 = \rho_{BLUE} / \rho_{RED}$

式中 I_{NDVI} ——归一化植被指数
 S_1 ——盐分指数
 $I_{NDVI-SI}$ ——NDVI-SI 光谱指数
 $\rho_{BLUE}, \rho_{RED}, \rho_{NIR}$ ——无人机和 GF-1 卫星对应的蓝波段、红波段和近红外波段反射率

1.4 空间升尺度原理

TsHARP 方法常用于遥感地表温度降尺度转换中[7],此方法假设地表温度与 NDVI 的关系在各个尺度上不变,通过引入 NDVI 构造趋势面,实现对地表温度的尺度转换。本文通过改进这种方法来进行土壤盐渍化的升尺度研究:首先建立无人机尺度上土壤盐分与趋势面因子间的关系式

$$S_{0.065} = F_{0.065}(B_{0.065}) \tag{2}$$

式中 $S_{0.065}$ ——无人机尺度上采用趋势面因子反演的土壤含盐量
 $B_{0.065}$ ——无人机尺度上的趋势面因子,即光谱指数
 $F_{0.065}$ ——趋势面反演函数,同样适用于升尺度到 GF-1 卫星 16 m 空间分辨率上土壤盐分与趋势面因子间的反演

考虑到趋势面可能受到土壤含水率等因素的影响,趋势面因子很难完全反映土壤盐分的分布情况,表现在无人机高分辨率 0.065 m 尺度上的转换残差 ΔS ,在本文中,也认为等于卫星尺度上的转换残差 ΔS_1 ,计算式为

$$\Delta S = S - S_{0.065} = \Delta S_1 \tag{3}$$

尺度转换后的土壤含盐量,应该由无人机尺度上建立的趋势面应用到 GF-1 数据上计算的土壤含盐量和卫星尺度上的转换残差构成,计算式为

$$S_{16} = F_{16}(B_{16}) + \Delta S_1 = F_{0.065}(B_{16}) + \Delta S_1 \tag{4}$$

式中 S_{16} ——尺度转换后的土壤含盐量
 B_{16} ——16 m 卫星数据上的变量因子

1.5 升尺度精度评价指标

本文采用决定系数 R^2 (Coefficient of determination)、均方根误差(Root mean square error, RMSE)和平均绝对误差(Mean absolute error, MAE) [20]这 3 个指标来综合评价升尺度后模型精

度。 R^2 能够说明转换前后数据拟合的精度高低, RMSE 和 MAE 能够反映升尺度结果与实测数据之间的偏差程度。 R^2 越接近 1,同时 RMSE 和 MAE 越小,说明模型效果越好。

2 结果分析

2.1 光谱波段和光谱指数与实测盐分数据相关性分析

将无人机和 GF-1 卫星对应的光谱波段分别与实测土壤盐分数据进行相关性分析,如表 2 所示。

表 2 光谱波段与表层土壤盐分相关系数
Tab.2 Correlation coefficient between each band data and surface soil salinity

遥感平台	B1(蓝波段)	B2(绿波段)	B3(红波段)	B4(红边波段)	B5(近红外波段 1)	B6(近红外波段 2)
无人机	0.480 **	0.233 *	0.178	0.082	0.367 **	-0.432 **
GF-1 卫星	0.432 **	0.228	0.277		0.353 **	

注: * 表示相关性显著 ($P < 0.05$), ** 表示相关性极显著 ($P < 0.01$),下同。

将实测土壤盐分数据与常用的光谱指数相关性进行分析,其结果如表 3 所示。

表 3 光谱指数与表层土壤盐分相关系数
Tab.3 Correlation coefficient between salt index and surface soil salinity

盐分指数	计算公式	相关系数	
		无人机数据	GF-1 数据
SI	$\sqrt{BR}^{[21]}$	0.356 **	0.306 **
SI1	$\sqrt{RG}^{[22]}$	0.208	0.267 *
SI3	$\sqrt{R^2 + G^2}^{[23]}$	0.203	0.263 *
S1	$B/R^{[24]}$	0.213	-0.124
S5	$BR/G^{[25]}$	0.441 **	0.315 **
NDVI-S1	$\sqrt{(I_{NDVI}-1)^2 + S_1^2}$	0.476 **	0.547 **

由表 3 可以看出,通过无人机遥感影像计算的盐分指数 SI 和 S5 与土壤盐分的相关性较好,相关系数分别为 0.356 和 0.441。通过 GF-1 卫星遥感影像计算的盐分指数 SI 和 S5 与土壤盐分的相关性也相对较高,相关系数分别为 0.306 和 0.315。对于改进光谱指数(NDVI-S1),在无人机遥感数据和 GF-1 卫星遥感数据上均呈现良好的相关性,相关系数分别为 0.476 和 0.547。

综上所述,本文选取在 0.01 水平上显著相关的 2 个敏感波段(B1、B5)和 3 个敏感光谱指数(SI、S5 和 NDVI-S1)作为模型的输入变量,用于建立遥感影像与土壤含盐量的定量关系。

2.2 多重共线性分析

多元回归分析方法在数理统计中有着广泛的应用,但变量因子间的近线性关系会影响回归方程的稳定性^[26],所以有必要对变量因子间进行共线性诊断。本文选用相关系数矩阵和方差膨胀因子(VIF)

由表 2 可以看出,无人机遥感影像中,除 B3 和 B4 波段外,其他 4 个波段与土壤盐分均表现出较高的相关性,其中 B1 和 B6 波段在 0.01 水平上显著相关,相关系数均大于 0.43, B5 波段与土壤含盐量的相关性也相对较好,其相关系数为 0.367, B2 波段的相关系数最低,仅为 0.233;对于 GF-1 卫星遥感影像, B1 和 B5 波段与土壤盐分的相关性在 0.01 水平上显著相关,且相关系数均达到了 0.35 以上。综上所述,无人机和卫星遥感影像的 B1、B5 波段与土壤含盐量的相关性最好。

两种方法来综合评估 5 个变量因子之间线性关系的强弱。

2.2.1 相关系数矩阵

通过统计分析软件 SPSS 23.0 对无人机数据和 GF-1 数据的变量因子分别进行相关系数矩阵分析,结果见表 4 和表 5。

表 4 无人机数据相关系数矩阵
Tab.4 Correlation coefficient matrix of UAV data

	B1	B5	SI	S5	NDVI-S1
B1	1	-0.210	0.952 **	0.970 **	0.879 **
B5		1	-0.208	-0.239 *	-0.648 **
SI			1	0.966 **	0.831 **
S5				1	0.824 **
NDVI-S1					1

表 5 GF-1 数据相关系数矩阵
Tab.5 Correlation coefficient matrix of GF-1 data

	B1	B5	SI	S5	NDVI-S1
B1	1	-0.307 **	0.984 **	0.969 **	0.468 **
B5		1	-0.340 **	-0.418 **	-0.676 **
SI			1	0.992 **	0.402 **
S5				1	0.430 **
NDVI-S1					1

当两个变量因子间的相关系数越接近于 1 时,认为其线性关系越强。其中,相关系数超过 0.9 时,认为存在共线性问题,在 0.8 以上时可能会有问题^[27]。由表 4 可以直观地看出, B5 变量因子与其他几个变量因子的相关系数小于 0.8,共线性关系较弱;其余变量因子的相关系数均大于 0.8,表示可能存在共线性问题。从表 5 可以看出,5 个变量因

子之间,存在相关系数大于 0.8 的情况。综上所述,无人机数据变量因子和 GF-1 数据变量因子间都存在共线性问题。

2.2.2 方差膨胀因子

为进一步说明变量因子间的共线性问题,采用方差膨胀因子 VIF 来表达其严重性。利用 SPSS 23.0 软件对无人机遥感数据和 GF-1 遥感数据的变量因子分别进行方差膨胀因子 VIF 分析,结果见表 6。

表 6 方差膨胀因子 VIF 统计

变量因子	无人机数据		GF-1 数据	
	容许	VIF	容许	VIF
B1	0.054	18.360	0.014	71.108
B5	0.225	4.453	0.230	4.351
SI	0.043	23.478	0.004	228.738
S5	0.039	25.514	0.007	135.507
NDVI-S1	0.072	13.964	0.245	4.079

一般认为某个变量因子的 VIF 大于 10 时,则表明该变量与其他自变量间具有较强的共线性问题^[28],

由表 6 可以看出,对于无人机数据,只有 B5 波段的 VIF 小于 10,其他几个变量因子的 VIF 均大于 10。对于 GF-1 数据,除 B5 波段和改进光谱指数,其他 3 个变量因子的 VIF 均大于 10,其中改进光谱指数的 VIF 最低,为 4.079,比一般盐分指数的 VIF 有明显的降低。充分说明了无人机数据和 GF-1 数据各变量因子间存在严重的共线性问题,这种问题会导致模型的稳定性相对较差,预测的精度也会随之降低。本研究通过使用 MLR 模型,以及可以有效解决共线性问题的 SR 模型和 RR 模型进行表层土壤的盐分反演。

2.3 不同数据源含盐量回归模型分析

采用统计分析软件 SPSS,以样本的 2/3 进行建模,1/3 进行验证。对 GF-1 卫星数据的变量因子进行建模和验证分析,结果如表 7 所示, Y 为土壤含盐量; X_1 为 GF-1 卫星波段 1 反射率; X_2 为 GF-1 卫星波段 5 反射率; X_3 为 GF-1 卫星计算的 SI 光谱指数; X_4 为 GF-1 卫星计算的 S5 光谱指数; X_5 为 GF-1 卫星计算的 NDVI-S1 光谱指数;MLR_s、SR_s、RR_s 下标 S 表示卫星数据反演。

表 7 GF-1 卫星变量因子回归模型

回归模型	回归方程	建模集			验证集	
		R_c^2	F	P	R_v^2	RMSE/%
MLR _s	$Y = 129.778X_1 - 4.91X_2 - 124.041X_3 + 38.972X_4 + 0.778X_5 - 1.98$	0.383	6.846	<0.001	0.347	0.214
SR _s	$Y = 2.993X_5 - 3.629$	0.286	18.415	<0.001	0.276	0.258
RR _s	$Y = 58.942X_1 - 4.270X_2 - 29.374X_3 - 4.619X_4 + 1.797X_5 - 2.732$	0.326	5.547	<0.001	0.323	0.243

由表 7 可以看出,在 3 种模型中, $P < 0.001$,表明 3 种模型均取得了良好的建模能力。SR_s 模型建模集和验证集 R^2 最小,分别为 0.286 和 0.276,且 RMSE 最大,表明 SR_s 模型在 GF-1 卫星尺度上对表层土壤盐分的反演效果相对较差;RR_s 模型的建模集 R_c^2 为 0.326,验证集 R_v^2 为 0.323, RMSE 为 0.243%,其精度略高于 SR_s 模型;MLR_s 模型是三者中最好的,建模集和验证集 R^2 分别为 0.383 和 0.347, RMSE 也仅为 0.214%,是本次 GF-1 卫星遥感直接反演土壤含盐量的最优模型。基于 MLR_s 模型的反演结果可作为 16 m 空间分辨率的土壤盐渍

化遥感信息参考值,以便与升尺度后的结果进行定性分析。

由表 8(MLR_u、SR_u、RR_u 的下标 U 表示无人机数据反演)可以看出,3 种反演土壤表层盐分的模型都具有统计学意义($P < 0.001$),且均表现为极显著,进一步表明了高分辨率多光谱信息可以进行表层土壤盐分的预测。但是模型间也存在一定的差异,其中 RR_u 模型的效果相对较差,建模集和验证集 R^2 最小,分别为 0.403 和 0.369, RMSE 最大,为 0.237%。MLR_u 模型和 SR_u 模型的建模和验证效果相对较好,其中建模集和验证集 R^2 都在 0.45 以上,

表 8 土壤盐分与无人机变量因子回归模型

回归模型	回归方程	建模集			验证集	
		R_c^2	F	P	R_v^2	RMSE/%
MLR _u	$Y = 2.457X_1 + 0.071X_2 - 2.525X_3 + 0.317X_4 + 0.626X_5 - 0.246$	0.454	10.992	<0.001	0.479	0.195
SR _u	$Y = 2.46X_1 - 2.335X_3 + 0.583X_5 - 0.182$	0.452	18.714	<0.001	0.473	0.202
RR _u	$Y = 1.987X_1 - 0.125X_2 - 1.891X_3 + 0.307X_4 + 0.417X_5 - 0.021$	0.403	10.570	<0.001	0.369	0.237

RMSE 相差较小,分别为 0.195% 和 0.202%。但是 SR_U 模型的 F 明显高于 MLR_U 模型,且 SR_U 模型缩减变量因子,可在一定程度上减弱共线性问题、减少了计算量,可简洁高效地得到表层土壤含盐量情况,故 SR_U 模型为本次无人机遥感反演土壤含盐量的最优模型。

结合表 7、8 可得,基于无人机遥感数据建立的裸土期表层土壤盐分反演模型精度均优于 GF-1 卫星数据建立的表层土壤盐分反演模型。利用无人机遥感数据建立的土壤盐分反演最优模型为 SR_U 模型,利用 GF-1 卫星遥感数据建立的土壤盐分反演最优模型为 MLR_S 模型。

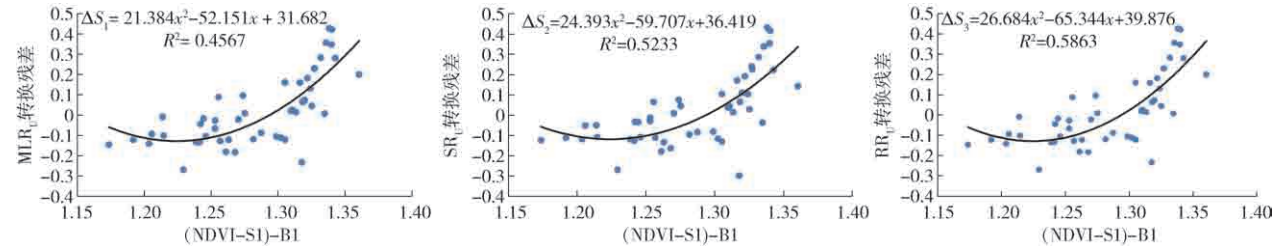


图 3 转换残差与光谱指数拟合图
Fig. 3 Fitting graphs of conversion residual

2.5 升尺度分析

2.5.1 升尺度定性分析

升尺度后的土壤盐分影像图与表 7 所示的 MLR_S 模型反演的土壤盐分图进行密度散点图拟合,如图 4 所示,可见二者具有一定的拟合度, R^2 为 0.204。为了进一步定性评价升尺度后的土壤盐分影像图,本文通过直方图来对比升尺度后的土壤盐分影像图与 MLR_S 模型反演的盐渍化影像图之间的关系,如图 5 所示。

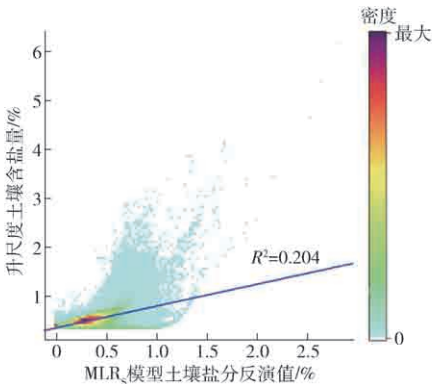


图 4 转换前后土壤盐分密度散点图

Fig. 4 Soil salt density scatter plot before and after scaling

由图 5 可以看出, MLR_S 模型反演的盐渍化影像图,含盐量在 0 ~ 1.75% 之间,峰值出现在 0.4% 附近,且像元数量为 2 000 左右;而升尺度后的盐渍化影像图,含盐量在 0 ~ 2.0% 之间,峰值位于 0.25% 附近,像元数量为 6 500 左右。可见相比 MLR_S 反演

2.4 转换残差分析

由于无人机尺度上的转换残差等于卫星尺度的转换残差,因此将无人机数据在 3 种回归模型下生成的转换残差与卫星数据变量因子进行分析。经过对变量因子的筛选,选取 NDVI-S1 和 B1 进行转换残差的拟合,如图 3 所示。由图可以看出, RR_U 转换残差与 $(NDVI-S1)-B1$ 的拟合效果总体相对较好,决定系数 R^2 为 0.586 3,其他两种转换残差下,决定系数 R^2 分别为 0.456 7 和 0.523 3。通过图 3 拟合的多项式生成卫星尺度上转换残差的面图像,加上在无人机尺度上建立的趋势面应用在 GF-1 卫星尺度生成的面图像,设为升尺度后的图像。

的盐渍化影像图,升尺度后的土壤含盐量值相对偏小,降低了试验区的盐渍化情况。

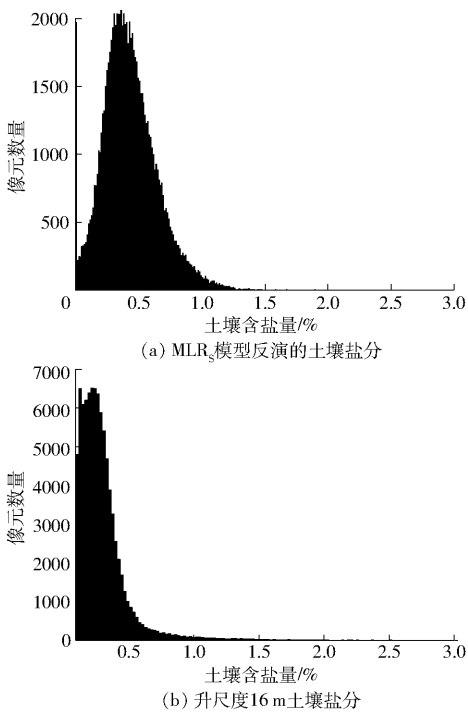


图 5 转换前后土壤盐分直方图

Fig. 5 Histograms of soil salt before and after scaling

2.5.2 升尺度定量分析

为了对升尺度结果进行定量评价,分别对模型计算值与实测值进行了对比分析,如表 9 所示。

由表 9 可以看出,模型 1 和模型 2 相差不大,建

表 9 预测值与实测值对比分析

Tab. 9 Comparison of predicted and true values

回归模型	模型方程	R_c^2	R_v^2	RMSE/%	MAE/%
模型 1	$Y = 2.457X_1 + 0.071X_2 - 2.525X_3 + 0.317X_4 + 0.626X_5 - 0.246 + \Delta S_1$	0.727	0.721	0.200	0.169
模型 2	$Y = 2.46X_1 - 2.335X_3 + 0.583X_5 - 0.182 + \Delta S_2$	0.723	0.719	0.198	0.169
模型 3	$Y = 1.987X_1 - 0.125X_2 - 1.891X_3 + 0.307X_4 + 0.417X_5 - 0.021 + \Delta S_3$	0.721	0.716	0.157	0.130

注： ΔS_1 、 ΔS_2 、 ΔS_3 分别为不同模型下的土壤盐分转换残差。

模集和验证集 R^2 都约为 0.72,且 RMSE 和 MAE 都相近,可见两者具有相同的建模和预测效果。模型 3 相对最优,虽然建模集和验证集 R^2 与其他两种模型较为接近,但 RMSE 和 MAE 在建模集和验证集下都最小。

综合表 7、9 可以看出,经转换残差校正后,模型 1 较 MLR_s模型建模集 R_c^2 和验证集 R_v^2 分别提高了 0.34 左右, RMSE 减少了 0.014 个百分点。模型 2 的建模集 R_c^2 和验证集 R_v^2 较转换残差校正前分别提高了 0.437 和 0.442, RMSE 减少了 0.060 个百分点;模型 3 的建模集 R_c^2 和验证集 R_v^2 较转换残差校正前分别提高了 0.326 和 0.323, RMSE 减少了 0.086 个百分点。综上所述,升尺度后 3 种模型精度比直接在 GF-1 卫星数据上建立的模型精度都有明显的提高。

2.6 土壤盐分预测

根据升尺度后最优的模型 3 进行试验区表层土壤的含盐量估测,通过盐渍土划分标准,将试验区域划分为 4 类盐渍化类型,即非盐渍土(0~0.2%)、轻度盐渍土(0.2%~0.5%)、重度盐渍土(0.5%~1.0%)、盐渍土(>1.0%)^[15],如图 6 所示。

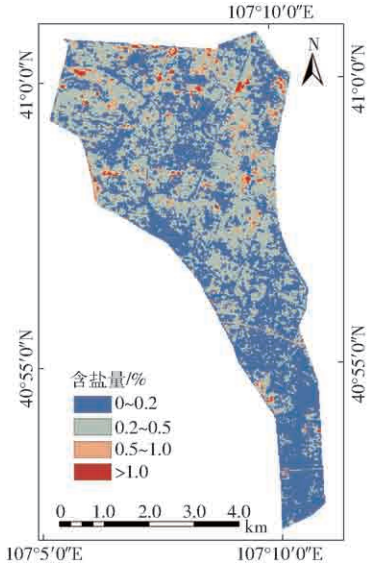


图 6 升尺度 16 m 盐渍化分级图

Fig. 6 Classification map of salinization by ascending scale of 16 m

3 讨论

土壤盐渍化问题严重制约当地农业经济的发

展,对其进行监测十分重要,遥感技术能够较好地解决这一问题。本文对 GF-1 卫星数据和无人机数据的各波段和光谱指数与实测盐分数据进行了相关性分析,发现两者的蓝波段、近红外波段、盐分指数 SI、盐分指数 S5 与土壤盐分的相关性较好,这与冯娟等^[29-30]研究成果一致。新构建的光谱指数 NDVI-S1 与土壤盐分的相关性可以提高 0.03 左右。通过 3 种回归模型对试验区进行了土壤含盐量的遥感反演,发现无人机数据监测模型精度均优于 GF-1 卫星数据,原因是 GF-1 卫星数据分辨率低且受外界因素影响更大,无人机数据在获取时,可以人为选择较好的外界环境来进行飞行试验,得到成像品质较好的影像数据。

本文通过改进的 TsHARP 尺度转换方法,提高 GF-1 卫星遥感对土壤盐渍化的监测精度,具有较好的效果。这是因为 TsHARP 尺度转换方法有效结合卫星数据和无人机数据,通过无人机尺度上生成的转换残差对 GF-1 卫星反演模型进行校正,获得像元尺度土壤盐分的“相对真值”,提高了卫星遥感数据对定量遥感反演模型的可靠性。与传统基于重采样的尺度上推方法相比,引入高分辨率下的光谱信息构造趋势面实现升尺度转换,能较好地保持原始遥感数据的信息量及空间结构特征,可对今后的尺度上推研究提供一定的参考。

先前的研究表明,地表异质性和模型非线性均是尺度效应产生的原因^[31],本文没有考虑尺度效应问题,只是通过尺度转换方法实现 GF-1 卫星监测土壤盐分精度的提高,这是本文的不足之处。另外,试验区水热耦合情况复杂且多变,制约了土壤盐分的有效监测,因此本文所得的结果也仅限于本次试验,在其他月份和其他地区的适用性还有待进一步探索。

4 结论

(1)通过土壤盐分与无人机数据和 GF-1 数据的光谱波段、盐分指数进行相关性分析发现,两者的蓝波段 B1、近红外波段 B5、盐分指数 SI、盐分指数 S5 和新构建的光谱指数 NDVI-S1 与土壤盐分具有较好的相关性,相关系数均在 0.3 以上,其中 NDVI-S1 可达到 0.47 以上。

(2)对比 2 种数据源在 3 种回归模型下反演表层土壤盐分时发现,无人机数据建立的模型精度均优于 GF-1 卫星数据;在无人机高分辨率数据下,逐步回归模型相对最优,在 GF-1 卫星低分辨率数据下,多元线性回归模型相对最优。

(3)通过对升尺度影像图的定性和定量分析发现,应用改进的 TsHARP 尺度转换方法可提高 GF-1 卫星遥感监测土壤盐渍化的精度。升尺度后的最优模型比直接采用 GF-1 数据反演的最优模型 R_e^2 高 0.338, R_v^2 高 0.369, RMSE 低 0.057 个百分点。

参 考 文 献

- ABBAS A, KHAN S, HUSSAIN N, et al. Characterizing soil salinity in irrigated agriculture using a remote sensing approach[J]. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 2013, 55-57: 43-52.
- EL HARTI A, LHISSOU R, CHOKMANI K, et al. Spatiotemporal monitoring of soil salinization in irrigated Tadla Plain (Morocco) using satellite spectral indices[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2016, 50: 64-73.
- VAZQUEZ-CUERVO J, FOURNIER S, DZWONKOWSKI B, et al. Intercomparison of in-situ and remote sensing salinity products in the Gulf of Mexico, a river-influenced system[J/OL]. *Remote Sensing*, 2018, 10(10):1590. http://apps.webofknowledge.com/full_record.do?product=UA&search_mode=GeneralSearch&qid=1&SID=5FdXleRv5xL3DDHkUB&page=1&doc=1. DOI: 10.3390/rs10101590.
- 冯雪力,刘全明. 基于多源遥感协同反演的区域性土壤盐渍化监测[J/OL]. *农业机械学报*, 2018, 49(7):127-133. FENG Xueli, LIU Quanming. Regional soil salinity monitoring based on multi-source collaborative remote sensing data[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(7):127-133. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180716&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.07.016. (in Chinese)
- LOBELL D B, LESCH S M, CORWIN D L, et al. Regional-scale assessment of soil salinity in the Red River Valley using multi-year MODIS EVI and NDVI[J]. *Journal of Environment Quality*, 2010, 39(1): 35-41.
- 姚远,丁建丽,张芳,等. 基于遥感的塔里木盆地北缘绿洲干湿季土地盐渍化监测[J]. *应用生态学报*, 2013, 11(24): 3213-3220. YAO Yuan, DING Jianli, ZHANG Fang, et al. Monitoring of soil salinization in Northern Tarim Basin, Xinjiang of China in dry and wet seasons based on remote sensing[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2013, 11(24): 3213-3220. (in Chinese)
- 李小军,辛晓洲,江涛,等. 卫星遥感地表温度降尺度的光谱归一化指数法[J]. *测绘学报*, 2017, 46(3): 353-361. LI Xiaojun, XIN Xiaozhou, JIANG Tao, et al. Spatial downscaling research of satellite land surface temperature based on spectral normalization index[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(3): 353-361. (in Chinese)
- ZHOU Jianmin, ZHANG Shan, YANG Hua, et al. The retrieval of 30m resolution LAI from landsat data by combining MODIS products[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(8):1187.
- 吴骅,姜小光,习晓环,等. 两种普适性尺度转换方法比较与分析研究[J]. *遥感学报*, 2009, 13(2): 183-189. WU Hua, JIANG Xiaoguang, XI Xiaohua, et al. Comparison and analysis of two general scaling methods for remotely sensed information[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2009, 13(2): 183-189. (in Chinese)
- LIANG Shunlin. Numerical experiments on the spatial scaling of land surface albedo and leaf area index[J]. *Remote Sensing Reviews*, 2000, 19(1-4): 225-242.
- 张万昌,钟山,胡少英. 黑河流域叶面积指数(LAI)空间尺度转换[J]. *生态学报*, 2008, 28(6):66-74. ZHANG Wanchang, ZHONG Shan, HU Shaoying. Spatial scale transferring study on leaf area index derived from remotely sensed data in the Heihe River Basin, China[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2008, 28(6):66-74. (in Chinese)
- 巩彩兰,尹球,匡定波,等. 黄浦江不同水质指标的光谱响应模型比较研究[J]. *红外与毫米波学报*, 2006, 25(4):282-286. GONG Cailan, YIN Qiu, KUANG Dingbo, et al. Study on the spectral reflectivity models of different water quality parameters in Huangpu River[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2006, 25(4):282-286. (in Chinese)
- 陈俊英,陈硕博,张智韬,等. 无人机多光谱遥感反演花蕾期棉花光合参数研究[J/OL]. *农业机械学报*, 2018, 49(10): 230-239. CHEN Junying, CHEN Shuobo, ZHANG Zhitao, et al. Investigation on photosynthetic parameters of cotton during budding period by multi-spectral remote sensing of unmanned aerial vehicle[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(10): 230-239. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20181026&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.10.026. (in Chinese)
- 毛威,杨金忠,朱焱,等. 河套灌区井渠结合膜下滴灌土壤盐分演化规律[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(1): 93-101. MAO Wei, YANG Jinzhong, ZHU Yan, et al. Soil salinity process of Hetao Irrigation District after application of well-canal conjunctive irrigation and mulched drip irrigation[J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(1): 93-101. (in Chinese)
- 黄权中,徐旭,吕玲娇,等. 基于遥感反演河套灌区土壤盐分分布及对作物生长的影响[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(1): 102-109. HUANG Quanzhong, XU Xu, LÜ Lingjiao, et al. Soil salinity distribution based on remote sensing and its effect on crop growth in Hetao Irrigation District[J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(1): 102-109. (in Chinese)
- 常春艳,赵庚星,李晋,等. 黄河三角洲典型生态脆弱区土壤退化遥感反演[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(9): 127-132. CHANG Chunyan, ZHAO Gengxing, LI Jin, et al. Remote sensing inversion of soil degradation in typical vulnerable ecological region of Yellow River Delta[J]. *Transactions of the CSAE*, 2015, 31(9): 127-132. (in Chinese)

- [17] 丁建丽,姚远,王飞. 干旱区土壤盐渍化特征空间建模[J]. 生态学报, 2014, 34(16):4620–4631.
DING Jianli,YAO Yuan,WANG Fei. Detecting soil salinization in arid regions using spectral feature space derived from remote sensing data [J]. Acta Ecologica Sinica, 2014, 34(16):4620–4631. (in Chinese)
- [18] 哈学萍,丁建丽,塔西甫拉提·特依拜,等. 基于 SI-Albedo 特征空间的土壤盐渍化遥感监测指数研究[J]. 土壤学报, 2009, 46(4): 698–703.
HA Xueping,DING Jianli, TASHPOLAT·Tiyip, et al. SI-Albedo space-based remote sensing synthesis index MODELS for monitoring of soil salinization[J]. Acta Pedologica Sinica, 2009, 46(4): 698–703. (in Chinese)
- [19] 王飞,丁建丽,伍漫春. 基于 NDVI-SI 特征空间的土壤盐渍化遥感模型[J]. 农业工程学报, 2010, 26(8): 168–173.
WANG Fei, DING Jianli, WU Manchun. Remote sensing monitoring models of soil salinization based on NDVI-SI feature space[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(8): 168–173. (in Chinese)
- [20] 王改改,张玉龙,虞娜. 多数据源土壤传递函数模型在水分模拟中的不确定性[J/OL]. 农业机械学报,2012,43(11): 45–50.
WANG Gaigai,ZHANG Yulong, YU Na. Soil pedotransfer function of multiple data source and Its uncertainty in water simulation[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2012,43(11):45–50. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20121110&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.11.010. (in Chinese)
- [21] 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, 230–231: 1–8.
- [22] 吴亚坤,刘广明,苏里坦,等. 多源数据的区域土壤盐渍化精确评估[J]. 光谱学与光谱分析,2018,38(11):214–219.
WU Yakun,LIU Guangming, SU Litan, et al. Accurate evaluation of regional soil salinization using multi-source data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2018,38(11):214–219. (in Chinese)
- [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 onremote sensing monitoring of soil salinization based on measured hyperspectral and EM38 data[J]. Spectroscopy and Spectal Analysis, 2013,33(7):1917–1921. (in Chinese)
- [24] 张俊华,孙媛,贾科利,等. 不同盐结皮光谱特征及其盐渍化信息预测研究[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(12):325–333.
ZHANG Junhua,SUN Yuan,JIA Keli, et al. Spectral characteristics and salinization information prediction of different soil salt crusts[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(12):325–333. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20181238&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.12.038. (in Chinese)
- [25] 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):1400–1408.
CAO Lei,DING Jianli,UMUT Halik, et al. Extraction and modeling of regional soil salinization based on data from GF-1 Satellite[J]. Acta Pedologica Sinica, 2016,53(6):1400–1408. (in Chinese)
- [26] 张智韬,王海峰,韩文霆,等. 基于无人机多光谱遥感的土壤含水率反演研究[J/OL]. 农业机械学报, 2018,49(2): 173–181.
ZHANG Zhitao, WANG Haifeng, HAN Wenting, et al. Inversion of soil moisture content based on multispectral remote sensing of UAVs[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(2):173–181. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180223&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.02.023. (in Chinese)
- [27] 刘国旗. 多重共线性的产生原因及其诊断处理[J]. 合肥工业大学学报, 2001, 24(4): 607–610.
LIU Guoqi. Cause of multi-collinearity and its diagnosis and treatment[J]. Journal of Hefei University of Technology, 2001, 24(4): 607–610. (in Chinese)
- [28] 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=20170319&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.03.019. (in Chinese)
- [29] 冯娟,丁建丽,杨爱霞,等. 干旱区土壤盐渍化信息遥感建模[J]. 干旱区农业研究, 2018, 36(1): 266–273.
FENG Juan,DING Jianli,YANG Aixia, et al. Remote sensing modeling of soil salinization information in arid areas[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2018, 36(1): 266–273. (in Chinese)
- [30] WANG Jingzhe, DING Jianli, ABULIMITI A, et al. Quantitative estimation of soil salinity by means of different modeling methods and visible-near infrared (Vis-NIR) spectroscopy, Ebinur Lake Wetland, Northwest China[J/OL]. Peerj,2018,6: e4703. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5936634/DOI:10.7717/peerj.4703>.
- [31] 刘良云. 叶面积指数遥感尺度效应与尺度纠正[J]. 遥感学报, 2014, 18(6): 1158–1168.
LIU Liangyun. Simulation and correction of spatial scaling effects for leaf area index[J]. Journal of Remote Sensing, 2014, 18(6):1158–1168. (in Chinese)