

沙漠腹地绿洲植被覆盖度提取及植被指数优选

王宁¹, 周明通¹, 魏宣¹, 郭玉川^{1,2}

[1.新疆大学 地理与遥感科学学院, 新疆 乌鲁木齐 830017; 2.绿洲生态教育部重点实验室(新疆大学), 新疆 乌鲁木齐 830017]

摘要: [目的] 对沙漠腹地绿洲植被覆盖度提取及植被指数优选进行分析和研究, 为该区选取最优植被指数反演极端干旱区绿洲植被覆盖状况提供科学依据。[方法] 选取塔克拉玛干沙漠腹地达里雅布依绿洲天然植被作为研究对象, 以无人机航拍样地影像获取的植被覆盖度为基准, 采用 Sentinel-2B 卫星影像提取多种典型植被指数, 运用回归统计方法建立植被指数—植被覆盖度统计模型, 在卫星像元尺度上确定反演干旱绿洲覆盖度的最优植被指数。[结果] ①利用 Image J 软件提取样方植被覆盖度精度较高, 总体精度可达 88.67%。②土壤调节型植被指数(SAVI, MSAVI)在标准回归系数、确定系数评价指标中表现良好, 指示极端干旱区天然植被覆盖变化有较好的适用性。[结论] 在极端干旱区, Image J 提取稀疏植被效果较好, SAVI, MSAVI 更适合绿洲植被覆盖变化研究。

关键词: 无人机; 植被覆盖度; 植被指数; 多元回归; 达里雅布依绿洲

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2022)06-0197-09

中图分类号: TP79, Q948

文献参数: 王宁, 周明通, 魏宣, 等. 沙漠腹地绿洲植被覆盖度提取及植被指数优选[J]. 水土保持通报, 2022, 42(6): 197-205. DOI: 10.13961/j.cnki.stbctb.2022.06.025; Wang Ning, Zhou Mingtong, Wei Xuan, et al. Extraction of vegetation cover and optimization of vegetation indices in a desert hinterland oasis [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2022, 42(6): 197-205.

Extraction of Vegetation Cover and Optimization of Vegetation Indices in a Desert Hinterland Oasis

Wang Ning¹, Zhou Mingtong¹, Wei Xuan¹, Guo Yuchuan^{1,2}

[1.College of Geography and Remote Sensing Sciences, Xinjiang University, Xinjiang, Urumqi 830017, China; 2.Key Laboratory of Oasis Ecology (Xinjiang University) Ministry of Education, Xinjiang, Urumqi 830017, China]

Abstract: [Objective] The extraction of vegetation cover and optimization of vegetation indices in desert hinterland oasis were analyzed and studied in order to providing scientific basis for select the optimal vegetation indices to invert the vegetation cover status of extreme arid zone oasis. [Methods] Natural vegetation cover data from the Dariyabui Oasis in the hinterland of the Taklamakan Desert were obtained from UAV aerial photography sample images and used as the benchmark. A variety of typical vegetation indices were extracted from Sentinel-2B satellite images, and a vegetation index-vegetation cover statistical model was established using regression statistics to determine the optimal vegetation index for inversion to quantify arid oasis vegetation cover at the satellite image element scale. [Results] ① The accuracy of vegetation cover of the extracted samples using Image J software was high, and the overall accuracy reached 88.67%. ② The soil-regulated vegetation indices (SAVI, MSAVI) performed well as shown by standard regression coefficients and coefficients of determination, and had good applicability in reflecting natural vegetation cover changes in extreme arid zones. [Conclusion] In an extreme arid zone, Image J software did well in extracting sparse vegetation cover, and SAVI and MSAVI are the more suitable vegetation indices for oasis vegetation cover change studies.

Keywords: unmanned aircraft; vegetation cover; vegetation index; multiple regression; Dariyabui Oasis

收稿日期: 2022-03-02

修回日期: 2022-04-20

资助项目: 国家自然科学基金项目“干旱流域下游河道地表水文过程及地下水时空响应研究”(41961003); 国家自然科学基金联合重点支持项目“地表水、浅层地下水对沙漠腹地天然绿洲植被格局影响机制研究”(U1703237)

第一作者: 王宁(1995—), 男(汉族), 山西省大同市人, 硕士研究生, 研究方向为生态水文。Email: xiaowang_xju@126.com。

通讯作者: 郭玉川(1982—), 男(汉族), 新疆维吾尔自治区乌鲁木齐市人, 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要从事水文水资源研究。Email: xguoyuchuan@126.com。

天然植被是区域内生态与环境因素的综合反映,能够维系生态环境各项功能的持续发挥^[1]。在极端干旱区,对天然植被生长状况开展野外调查工作量巨大且相对困难,基于遥感数据获取的植被指数来反演地表植被覆盖状况,是开展地面植被研究的重要方法之一。植被指数(VI)能够通过特定的表达方式定量描述植被生长活力,而针对不同的应用环境,植被指数又衍生出了多种表现形式^[2]。因此,如何选择植被指数研究不同环境下植被覆盖问题受到广泛关注。近年来,国内外学者对稀疏植被覆盖状况反演开展了一些研究。叶静芸等^[3]利用地面调查数据,结合 Quick Bird 影像,提取样方地上植被生物量与植被指数进行回归分析,认为 RVI 估算乌兰布和沙漠东北缘的荒漠—绿洲过渡带地上生物量效果较好。崔万新等^[4]利用无人机可见光波段荒漠植被的光谱特性,反演多种可见光植被指数,结果表明可见光波段差异植被指数、过绿减过红指数、归一化绿蓝差异指数提取荒漠灌木植被精度较好。部分学者^[5-6]对不同植被指数模型与实测数据进行线性拟合,选取了当地最适宜的植被指数。唐亮等^[7]通过无人机低空遥感获得样方植被覆盖度,与像元二分模型的反演结果(FVCM)进行验证,结果表明 FVCM 的精确度达到了 83.1%。杨红艳等^[8]针对内蒙古草原分类方法问题,使用无人机高光谱数据源对草原植被进行机器学习算法分类,随机森林分类精度较高。郝梦宇等^[9]利用无人机影像对植被样方进行识别与分类,快速获取植被信息数据。部分学者^[10-12]在各自研究区利用卫星、无人机传感器数据反演的植被指数进行分析,以期更好地指示植被生物量的时空变化及反演精度。国外学者对地面植被覆盖状况估算开展了众多研究。Kattenborn 等^[13]将无人机航拍影像与 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据进行空间升尺度匹配,以建立植被覆盖度的估算模型。无人机遥感平台集成多类型传感器,使得小尺度范围内地面植被监测成为可能。有学者^[14-15]利用无人机影像获得的多光谱植被指数、可见光植被指数^[16]、植被结构及布局^[17],在各自研究区内对地面植被进行监测与估算,估测准确度较高。

综上所述,众多学者在不同尺度和不同场景下优选植被指数反演覆盖度方面进行深入研究,基于无人机航拍获取的覆盖度,在大幅减少样地调查工作量的同时可以尽可能降低植被样方的抽样误差,以无人机航拍影像提取的植被覆盖度为基准可以更接近实际植被覆盖情况。将无人机遥感作为数据源提取地面植被信息,相关研究主要集中在植被生长状况较好的区域,沙漠戈壁地区稀疏植被有关报道较少^[18]。为

此,本研究依托无人机数据提取的植被覆盖度,筛选极端干旱区指示植被覆盖变化的最优植被指数,旨在提高反演植被覆盖变化的精度,为研究维护绿洲生态安全,揭示该地区荒漠—绿洲共生关系提供参考。

1 研究区概况

克里雅河由南向北经过于田绿洲流入塔克拉玛干沙漠腹地,在尾间处形成达里雅布依天然绿洲(图 1),绿洲位于 38°16′—38°33′N,81°44′—82°5′E,地势较为平坦,呈叶状分布,进入绿洲后干流由西南向东北和西北方向分支。根据于田县气象站资料,研究区多年平均气温 11.76℃,多年平均降水量 50.23 mm,多浮尘天气。绿洲内植被群落类型单一,主要以乔木胡杨(*Populus euphratica*)、灌木怪柳(*Tamarix ramosissima*)以及草本植物芦苇(*Phragmites australis*)为主^[19]。

2 材料与方法

2.1 研究思路

本研究选取塔克拉玛干沙漠腹地的克里雅河尾间绿洲达里雅布依作为研究区,以 Image J 解译出来的无人机航拍影像样方的植被覆盖度(FVC)为基础,选择 Sentinel-2B 多光谱影像波段反演 7 种干旱区常用植被指数,分别与 FVC 进行 Spearman 相关分析,根据显著性筛选结果,在 R 4.1.1 环境中建立逐步多元回归、岭回归、套索回归模型。在最佳回归模型内,利用标准回归系数、确定系数评价指标,确定反演研究区植被覆盖状况的最优植被指数。利用不同年份的航拍数据对本研究结果进行验证。

2.2 数据获取与处理

2.2.1 无人机航拍影像 在天气晴朗无风条件下,采用大疆创新科技有限公司(DJI)生产的 P4_Multi-spectral 四旋翼无人机平台,搭载了用于可见光(RGB)成像通道的 CMOS 影像传感器,针对研究区植被覆盖状况开展低空拍摄,航拍时间为 2021 年 8 月 23—26 日,植被样地分布如图 1 所示。样地航拍位置选择遵循生态学野外调查方法与实地情况,在研究区按上中下游梯度均匀分布,每幅航拍样地范围是 1 km×0.3 km,基本覆盖了河床、沙地、灌木丛、芦苇地、林地等地类,能够较好地代表当地植被覆盖实际状况。飞行作业时,飞行器航高设置为 100 m,航向重叠率为 80%,旁向重叠率为 70%,地面分辨率约 5 cm,航拍样地总面积约 4.5 km²。借助大疆智图软件对无人机多幅可见光图像进行辐射校正及拼接处理,生成 15 幅样地高清正射影像(digital orthophoto map, DOM)。

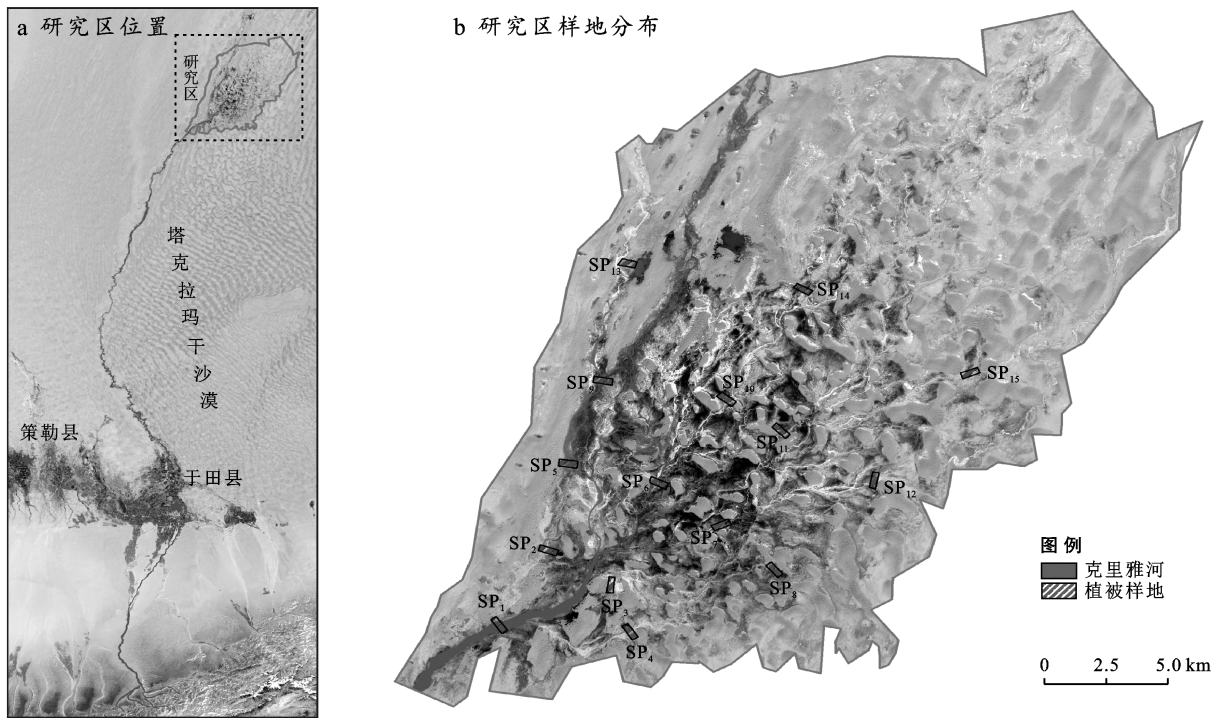


图 1 研究区遥感影像及各样地位置

2.2.2 植被覆盖度提取 本研究以 Sentinel-2B 影像 10 m 像元尺度为基准,将无人机航拍样地以 10 m×10 m 的正方形为单位布设若干样方,为避免样方间距过近而产生同质性,各样方间隔 20 m,以 SP₅ 样地为例绘制了样方分布示意图(图 2a,2b),Sentinel-2B 影像的像元尺度与无人机样方范围保持高度一致(图 2c,2d)。

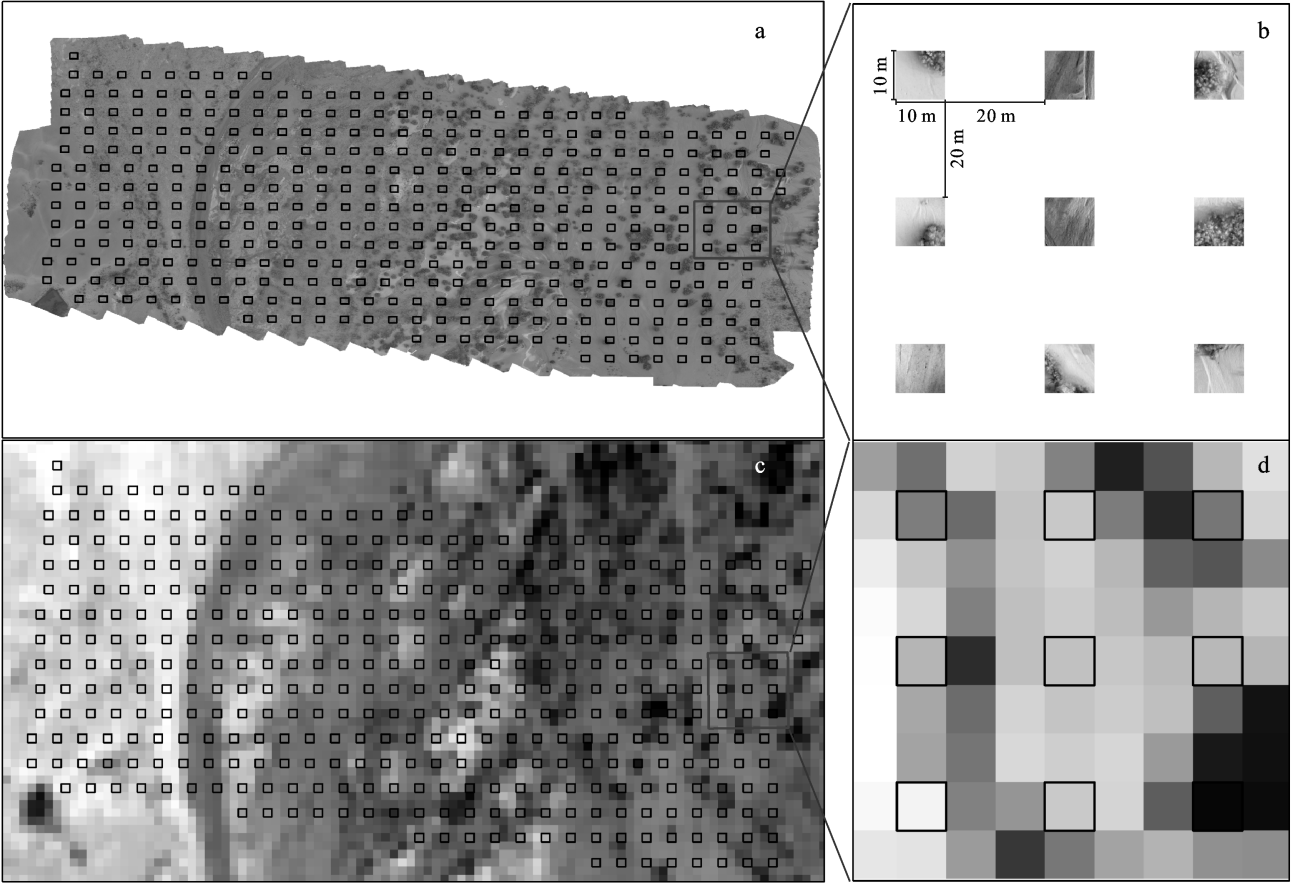
植被样方提取过程在 ArcGIS 10.8 中利用创建渔网、创建要素类、裁剪等工具完成,在 15 块样地内共提取到了 5 000 个植被样方。

样方布设时,遵循与 Sentinel-2B 卫星像元高度重合的原则,以达到卫星像元植被指数值即为对应样方植被指数值的目的(如图 3a 所示)。根据已有研究,利用无人机航拍影像在荒漠区划分植被与非植被^[20],代替人工调查植被覆盖度是可行的^[21],但主要以颜色指数划分阈值来判断植被,增加了区分植被的复杂性。Image J(Fiji)是基于 JAVA 语言的开源图像处理软件(<http://imagej.nih.gov/ij/>),早期常用于细胞荧光面积、伤口划痕面积计算等生物医学领域,支持图像批量处理。研究区内优势种以乔木胡杨和灌木柽柳为主,俯视形态上植被轮廓较为清晰,与细胞、划痕边缘相似,故本研究利用 Image J 测量各样方内植被覆盖面积。计算植被覆盖面积占样方总面积的百分比,从而得到各样方的 FVC,根据野外实地植被调查,结合生态环境质量评价标准,将研究区植被覆盖度进行划分^[22]:劣覆盖度(0%~20%)、低覆

盖度(20%~30%)、中覆盖度(30%~60%)、高覆盖度(60%~100%),不同覆盖状况下的解译结果如图 3b—3e 所示。

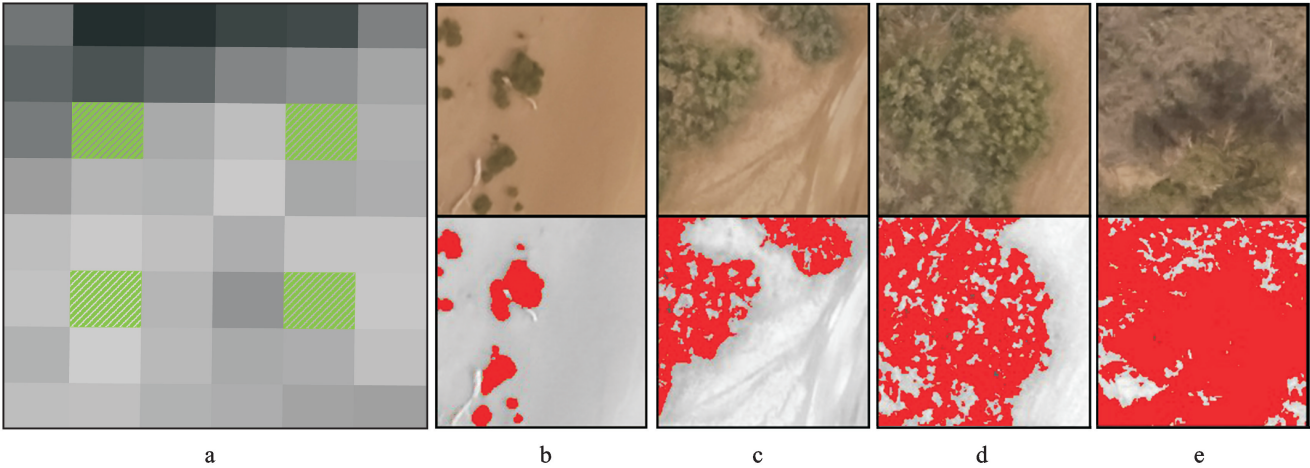
2.2.3 Sentinel-2B 卫星遥感影像 综合对比常用遥感数据的时空分辨率、应用广泛性以及数据源获取等方面,选择 Sentinel-2 数据进行常用植被指数的反演,其时间分辨率为 5 d,空间分辨率可达 10 m。为保证与无人机航拍时间空间的同步性和可比性,下载数据的卫星过顶时间为当地 2021 年 8 月 19 日 11:16,数据级别为 Level-1C 级影像数据,下载自欧洲航空局哥白尼数据中心(<https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>)。该期幅影像云量少,成像质量高,与无人机航拍时间接近。Level-1C 级数据已经过辐射校正与几何精校正处理,只需利用 SentiNel Application Platform (SNAP) 软件中 Sen2Cor 插件进行大气校正处理即可。

2.2.4 植被指数选取 通过文献梳理及研究区实际,本研究共选用归一化植被指数(NDVI)、差值植被指数(DVI)、比值植被指数(RVI)、土壤调整植被指数(SAVI)、改进型土壤调节植被指数(MSAVI)、全球环境监测指数(GEMI)、大气阻抗植被指数(ARVI)等 7 种干旱区常用植被指数,其计算公式详见表 1。各样方对应的植被指数使用 SentiNel Application Platform(SNAP)软件中 Vegetation Radiometric Indices 功能进行计算。



注:图 a 为无人机航拍影像;图 b 为局部无人机样方布设;图 c 为 Sentinel-2B 卫星影像;图 d 中的方框为图 b 中对应样方的布设示意图。

图 2 样方分布示意图(以 SP₅ 样地为例)



注:图 a 中背景为 Sentinel-2B 卫星影像的像元,样方布设与卫星像元保持高度重合;图 b—e 分别为劣覆盖($FVC_b=9.09\%$)、低覆盖($FVC_c=24.09\%$)、中覆盖($FVC_d=51.65\%$)、高覆盖($FVC_e=80.89\%$)样方(右上排)及对应的解译结果(右下排)。

图 3 样方布设及不同覆盖状况下分类结果

2.3 研究方法

2.3.1 植被覆盖度解译精度评价 为客观地掌握 Image J 对植被覆盖度的提取精度,本研究采用总体分类精度(OA)评价指标对提取结果进行精度评价。

由于本研究所使用的无人机航拍影像分辨率是 cm 级的,所以将人工目视解译识别结果作为真实感兴趣区,与 Image J 提取结果计算混淆矩阵,得到总体分类精度 OA,计算公式为:

$$OA=\frac{\sum_{i=1}^kQ_{ij}}{Q}$$

式中: Q 为植被样方总数; Q_{ij} 为矩阵中第 i 行第 j 列上的频数; k 为类别数,仅有植被与裸地之分, $k=2$ 。

表 1 主要植被指数计算公式

序号	植被指数	计算公式及参考文献	说明
1	归一化植被指数(NDVI)	$\frac{NIR-RED^{[23]}}{NIR+RED}$	RED,NIR 分别对应 Sentinel-2B 遥感影像的红光波段(B4)、近红外波段(B8)的反射值。
2	差值植被指数(DVI)	$NIR-RED^{[24]}$	
3	比值植被指数(RVI)	$\frac{NIR^{[25]}}{RED}$	
4	土壤调整植被指数(SAVI)	$\frac{(NIR-RED)(1+L)^{[26]}}{NIR+RED+L}$	参数 L 是土壤调整系数,采用 Huete ^[26] 建议的最佳值 0.5。
5	改进型土壤调节植被指数(MSAVI)	$\frac{2NIR+1-\sqrt{(2NIR+1)^2-8(NIR-RED)^{[27]}}}{2}$	
6	全球环境监测指数(GEMI)	$\frac{\eta(1-0.25\eta)-(RED-0.125)^{[28]}}{1-RED}$	$\eta=\frac{2[(NIR^2-RED^2)+1.5NIR+0.5RED]}{(NIR+RED+0.5)}$
7	大气阻抗植被指数(ARVI)	$\frac{NIR-2RED+BLUE^{[29]}}{NIR+2RED-BLUE}$	BLUE 对应 Sentinel-2B 遥感影像的蓝光波段(B2)的反射值。

2.3.2 Spearman 相关分析法 在进行相关分析前需判断变量的正态性分布。经 Shapiro-Wilk 检验法(公式 2)检验,顺序统计量(W)虽接近 1,但各变量参照系数(P)均小于 0.05(表 2),所以原始数据中变量并不服从正态分布^[30]。较 Pearson 相关分析法而言,Spearman 相关分析法不需要各变量服从正态分布,其

适用范围更广^[31]。本文选用 Spearman 相关分析法获取样方的植被覆盖度与各植被指数的线性关系。

$$R_w=\frac{(\sum a_iZ_i)^2}{\sum(Z_i-z)^2}$$

(2)

式中: R_w 为统计数值; a_i 为常量; Z_i 为第 i 个样本; z 为样本均值。

表 2 Shapiro-Wilk 正态分布检验结果

Shapiro-Wilk 检验	FVC	NDVI	DVI	RVI	SAVI	MSAVI	GEMI	ARVI
顺序统计量(W)	0.87	0.94	0.96	0.86	0.90	0.95	0.99	0.93
参照系数(P)	2.2E—16	2.2E—16	2.2E—16	2.2E—16	2.2E—16	2.2E—16	2.2E—16	2.2E—16

注:E 为自然底数,取 2.718。

相关系数 r 的大小可以衡量变量间的相关程度,相关系数 r 的取值范围是 $-1\sim1$,正值则为正相关,相反则为负相关,相关系数 r 越大,即认为变量间的关系越紧密。其计算公式为:

$$r=\frac{\sum_{i=1}^n(X_i-x)(Y_i-y)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n(X_i-x)^2}\sqrt{\sum_{i=1}^n(Y_i-y)^2}}$$

(3)

式中: n 为样本数量; X_i 变量为各植被指数对应值; Y_i 变量为无人机航拍样方提取的植被覆盖度; x,y 分别对应变量的平均值。

通过 Spearman 方法选择显著变量,同时判断自变量间是否存在多重共线性,为植被覆盖度与不同植被指数间的回归分析模型选择提供依据。

2.3.3 植被覆盖度估算模型及验证 目前,利用植被

指数反演天然植被覆盖度模型主要有线性回归和非线性回归两类^[32]。由于自变量间存在较强的共线性,故在 R 4.1.1 环境中将 5 000 组数据中随机选取的 4 000 组不同植被指数值作为自变量,与对应 FVC 引入逐步多元回归分析模型(MSR)^[33]、岭回归分析模型(RR)^[34] 以及套索回归分析模型(LR)^[35],削弱自变量间的多重共线性。

将其余 1 000 组数据用于模型精度验证,计算决定系数(R^2)、希尔不等系数(TIC)、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE),检验回归模型反演精度^[36],其计算公式为:

$$R^2=1-\frac{\sum_{m=1}^N(Y_m-\hat{y}_m)^2}{\sum_{m=1}^N(Y_m-y)^2}$$

(4)

$$\text{TIC} = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{m=1}^N (\hat{y}_m - Y_m)^2}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \hat{y}_m^2} + \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{m=1}^N Y_m^2}} \quad (5)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{m=1}^N (Y_m - \hat{y}_m)^2}{N}} \quad (6)$$

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{m=1}^N |Y_m - \hat{y}_m|}{N} \quad (7)$$

式中： N 为参与模型验证的样本数； Y_m 为第 m 个样方的实际植被覆盖度值； \hat{y}_m 为回归模型反演的第 m 个样方植被覆盖度预测值； y 为地上实际植被覆盖度的平均值。TIC 值越小， R^2 值越大，表明模型拟合效果越好。RMSE 与 MAE 能够很好评估数据变化，在相同模拟集和预测集条件下，RMSE 与 MAE 的值越小，表示构建的回归分析模型精度越高。

2.3.4 植被指数优选评价指标 研究采用标准回归系数与确定系数两种评价指标来确定最优植被指数。首先，标准化回归系数在一定程度上可以衡量自变量的相对重要程度，其绝对值大小可以说明多元回归模型中自变量的相对重要性^[37]。其次，运用 LMG 方法^[38]，将决定系数 R^2 自然分解为每个自变量对因变量的贡献程度，并且将自变量的独自贡献量和与其他自变量共同贡献量考虑在内，可以衡量自变量的相对重要程度^[39]，评价指标计算在 R 4.1.1 环境中完成。

2.3.5 结果验证 本研究采用不同年份航拍数据对结果进行验证。航拍数据为 2018 年 10 月 8 日使用大疆 Phantom 4Pro 飞行器在研究区内进行植被样地航拍的无人机影像(图 4，图内方框为布设的植被样方)；卫星数据为 2018 年 10 月 4 日的 Sentinel-2B 遥感影像，云量少，成图质量较高。数据处理和分析过程与上文步骤一致，在样地内共提取到了 660 个植被样方。

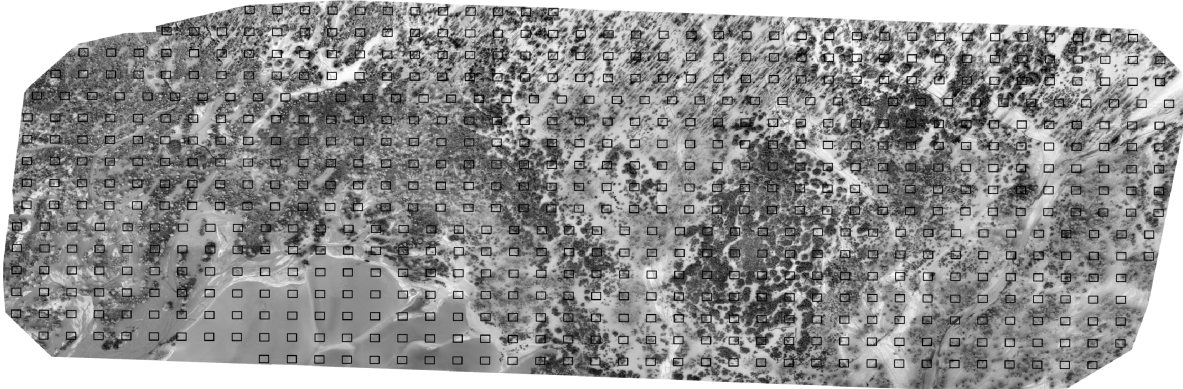


图 4 验证样地及样方分布示意图

3 结果与分析

3.1 植被覆盖度提取精度

本研究采用总体精度 OA 作为达里雅布依天然绿洲植被覆盖度提取的评价指标。在 R 4.1.1 环境中，使用 caret 包的 createDataPartition 函数进行分段抽样，从每个植被样地中随机抽选 100 个植被样方进行精度验证，结果详见表 3。15 个样地平均总体精度为 88.67%，各样地分类精度分布在 81%~96%，表明 Image J 可以较高精度提取样方植被覆盖度，能够用于后续无人机航拍样方提取植被覆盖度的处理工作。

将 Image J 部分提取植被覆盖度有误的样方参照目视解译结果进行修正，修正后的各样地的植被覆盖度统计结果如图 5 所示。劣、低、中、高覆盖度样方分别占总样方的 55.44%，13.49%，22.24%，8.83%，各样地内不同覆盖度样方均有分布。

表 3 植被覆盖度提取精度

植被样地	总体分类精度/%
SP ₁	91
SP ₂	94
SP ₃	88
SP ₄	93
SP ₅	91
SP ₆	89
SP ₇	82
SP ₈	87
SP ₉	96
SP ₁₀	94
SP ₁₁	81
SP ₁₂	88
SP ₁₃	81
SP ₁₄	93
SP ₁₅	82
平均值	88.67

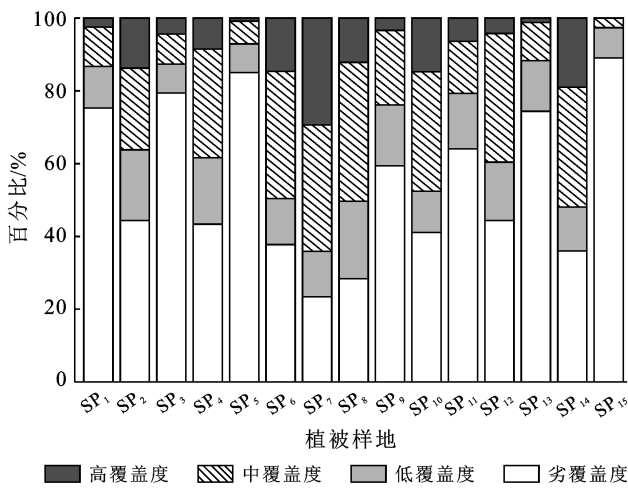


图 5 各样地植被覆盖度柱状堆积图

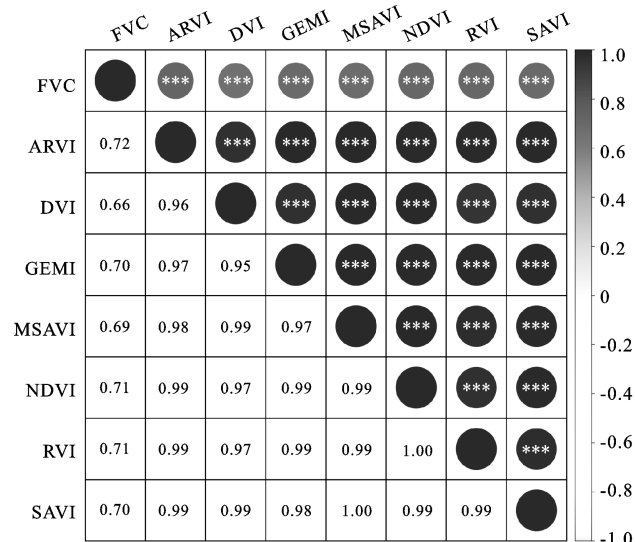
3.2 不同植被指数与植被覆盖度的相关性分析

将样方修正后的 FVC 与各植被指数进行 Spearman 相关性分析(图 6)。由图 6 可以看出,在 0.001 水平(双侧)上, FVC 与 NDVI, DVI, RVI, SAVI, MSAVI, GEMI, ARVI 植被指数间相关系数范围为 0.66~0.72,为中度相关,且相关性均显著,说明使用无人机影像反演的 FVC 与各植被指数间建立估算模型是可行的。而各样方 NDVI, DVI, RVI, SAVI, MSAVI, GEMI, ARVI 均呈现正相关关系,且植被指数的相关系数超过 0.9,自变量间表现出较强的多重共线性问题。MSR, RR, LR3 种回归模型对变量间的多重共线性问题有较好的适用性,可以进行变量剔除。因此,本研究采用 MSR, RR, LR 回归模型估算研究区植被覆盖度。

3.3 FVC 与各植被指数回归分析及模型验证

基于以上植被覆盖度与各植被指数的 Spearman

相关性分析结果,在 R 4.1.1 环境中,以 FVC 为因变量, NDVI, DVI, RVI, SAVI, MSAVI, GEMI, ARVI 为自变量建立 MSR, RR, LR 回归模型。首先,利用 caret 包中的 preProcess 函数将原始数据进行标准化处理。使用 step() 功能建立逐步回归模型,通过 AIC 指标进行变量筛选, lm() 重新拟合 MSR 回归模型。利用 glmnet 函数包建立 RR 回归和 LR 回归模型,通过 lambda 指标进行参数筛选,拟合出 RR 与 LR 回归模型。为了进一步验证已建立的 MSR, RR 与 LR 回归模型的可靠性和适应性,将 1 000 组检验数据代入模型中进行回判计算分析,通过因变量 FVC 的模型预测值与实际值的对比,以检验 MSR, RR 与 LR 回归模型的预测效果。同时利用验证数据进行结论验证,计算结果详见表 4。



注:*** 在 0.001 水平(双侧),相关性显著。

图 6 FVC 与各植被指数相关分析图

表 4 植被覆盖度估算精度交叉验证

数据类型	回归模型	训练集				测试集			
		R^2	TIC	RMSE/%	MAE/%	R^2	TIC	RMSE/%	MAE/%
试验数据	逐步回归模型 MSR	0.52	0.42	0.70	0.52	0.51	0.42	0.71	0.54
	套索回归模型 LR	0.49	0.43	0.97	0.82	0.50	0.44	0.95	0.81
	岭回归模型 RR	0.47	0.47	1.09	0.78	0.48	0.47	1.07	0.72
验证数据	逐步回归模型 MSR	0.41	0.51	0.88	0.63	0.40	0.56	0.92	0.67
	套索回归模型 LR	0.37	0.66	1.02	0.89	0.35	0.71	1.09	0.91
	岭回归模型 RR	0.40	0.59	0.99	0.76	0.39	0.60	1.13	0.81

可以看出,由 MSR 所建立的回归模型的 R^2 , TIC, RMSE, MAE 在训练集与测试集上均优于由 LR, RR 所建立的回归模型。由分析可知, MSR, LR, RR 由训练集与测试集所拟合的曲线变化较一致,拟合度相对较低,考虑到自变量共线问题,泛化能力相

对较差。在验证数据中, MSR 模型的训练集 R^2 , TIC, RMSE, MAE 分别为 0.41, 0.51, 0.88% 和 0.63%, 测试集上的 R^2 , TIC, RMSE, MAE 分别为 0.40, 0.56, 0.92% 和 0.67%, 均优于验证数据中的 LR, RR 模型。因此,已建立的 MSR 逐步回归模型具

有一定的可靠性,较好地估算沙漠腹地达里雅布依天然绿洲的植被覆盖状况,故本研究采用 MSR 逐步回归模型来进行下一步的植被指数优选。

3.4 模型最优变量选择

在 MSR 逐步回归模型中,采用标准回归系数和确定系数两种评价指标进行最优植被指数筛选。由表 5 可知,在试验和验证数据中,SAVI,MSAVI 两种植被指数的标准回归系数的绝对值远高于其他植被

指数,确定系数 R^2 均小于 1。而试验数据中自变量间确定系数变化值范围为 0.14~0.2,验证数据中自变量间确定系数变化值范围为 0.03~0.37,确定系数结果在同一数量级内,差异并不显著,故以标准回归系数所得结果作为参考得出结论,在逐步多元回归模型中,自变量 SAVI,MSAVI 对因变量 FVC 变化影响程度最为显著,说明反演极端干旱区植被覆盖状况的最优植被指数为土壤调整型植被指数(SAVI,MSAVI)。

表 5 最优变量评价表

数据类型	评价指标	NDVI	DVI	RVI	SAVI	MSAVI	ARVI
试验数据	标准回归系数	-5.25	3.09	2.46	22.98	-23.87	1.30
	确定系数	0.17	0.14	0.16	0.16	0.16	0.20
验证数据	标准回归系数	-1.69			13.49	-11.60	0.02
	确定系数	0.37			0.32	0.30	0.03

4 讨论与结论

4.1 讨论

荒漠植被分布稀疏,地面信息提取难度相对较大。利用目视解译等的传统样方植被覆盖度获取方法耗时耗力,而基于无人机的航拍植被样方图像,经过 Image J 软件的批量提取,可以大幅提高植被覆盖度的获取效率,但仍可能存在植被与裸地间植被覆盖的提取混淆问题。参考本研究图像处理过程中出现的问题,太阳照射下植物在地面的投影冗长,加重在裸地上的投影像素,而造成样方植被覆盖度提取混淆。在无人机航拍样地时,应选择当地正午时间或者日出时进行拍摄,以减小样方植被覆盖度提取误差。在植被覆盖度提取过程中,还可以结合无人机航拍影像高精度的特点,利用稀疏植被纹理、形态、光谱等特征,提高沙漠地区植被信息的提取精度。

依据干旱、半干旱区地区常用植被指数及 Sentinel-2B 卫星影像数据特征,初步优选了 NDVI,DVI,RVI,SAVI,MSAVI,GEMI,ARVI 共 7 种较为典型的干旱区植被指数,是否有更合适反演干旱区天然绿洲植被覆盖状况的植被指数需要做进一步的研究。近年来,机器学习(machine learning, ML)十分流行,在数据处理上高效便捷,已经广泛应用到多个领域中。利用常见的随机森林、支持向量机等回归算法,建立起植被覆盖度与植被指数的关系,进一步提高回归模型的拟合精度。

本研究在 Spearman 相关性分析的基础上,运用逐步多元回归分析法得出结论,土壤调整型植被指数(SAVI,MSAVI)能够更好指示极端干旱区天然绿洲植被覆盖状况。从以往文献^[40-44]中也可以看出,考虑

了土壤背景影响的土壤调整型植被指数的估算结果与当地植被覆盖状况的空间解译结果高度契合。下一步将利用超低空遥感数据源,结合机器学习中的多种回归算法,建立起样方植被覆盖度与可见光、多光谱植被指数的回归模型,优选能够反演研究区地面植被覆盖状况的最佳模型。

4.2 结论

(1) 利用 Image J 软件可以有效提高样方植被覆盖度解译效率,平均总体精度 OA 达到 88.67%,植被覆盖度提取精度较高。提取大量样方的植被覆盖度,对于传统的提取方式而言,Image J 有较好的适用性。

(2) 基于无人机航拍获取植被覆盖度,进而建立植被指数—覆盖度相关关系来获取植被覆盖变化的研究方法是可行的。本研究旨在重要变量因素的筛选,即对最优植被指数的选择,而不涉及地面植被覆盖状况的预测模型构建与模型优选,未来需引入多种机器学习回归模型进行优选,提升反演精度。

(3) 在极端干旱区绿洲生态系统中,土壤调整型植被指数(SAVI,MSAVI)能够更好地反演天然绿洲植被覆盖变化状况。在不同环境下的荒漠地区是否能得到相同结果需要进一步的数据分析与验证。

[参 考 文 献]

[1] 赵振勇,王让会,薛英,等.极端干旱地区绿洲边缘带天然植被的保育策略:以新疆鄯善绿洲为例[J].水土保持通报,2008,28(1):130-134,183.

[2] 田庆久,闵祥军.植被指数研究进展[J].地球科学进展,1998,13(4):327-333.

[3] 叶静芸,吴波,刘明虎,等.乌兰布和沙漠东北缘荒漠—绿洲过渡带植被地上生物量估算[J].生态学报,2018,38(4):1216-1225.

- [4] 崔万新,李锦荣,司前程,等.基于无人机可见光数据荒漠灌木覆盖度提取方法研究[J].水土保持研究,2021,28(6):175-182,189.
- [5] 汪小钦,王苗苗,王绍强,等.基于可见光波段无人机遥感的植被信息提取[J].农业工程学报,2015,31(5):152-159.
- [6] 郭玉川,何英,李霞.基于MODIS的干旱区植被覆盖度反演及植被指数优选[J].国土资源遥感,2011,23(2):115-118.
- [7] 唐亮,何明珠,许华,等.基于无人机低空遥感的荒漠植被覆盖度与归一化植被指数验证及其对水热梯度的响应[J].应用生态学报,2020,31(1):35-44.
- [8] 杨红艳,杜健民,阮培英,等.基于无人机遥感与随机森林的荒漠草原植被分类方法[J].农业机械学报,2021,52(6):186-194.
- [9] 郝梦宇,秦龙君,毛鹏,等.基于无人机可见光影像的荒漠植被分布格局研究方法[J].中国沙漠,2020,40(6):169-179.
- [10] 卞雪,马群宇,刘楚烨,等.基于低空可见光谱的植被覆盖率计算[J].水土保持通报,2017,37(5):270-275.
- [11] 高永刚,林悦欢,温小乐,等.基于无人机影像的可见光波段植被信息识别[J].农业工程学报,2020,36(3):178-189.
- [12] 姚镇海,吴丹娃,褚荣浩,等.安徽省植被覆盖度动态变化及其对地形的响应[J].水土保持通报,2021,41(3):283-290.
- [13] Kattenborn T, Lopatin J, Förster M, et al. UAV data as alternative to field sampling to map woody invasive species based on combined Sentinel-1 and Sentinel-2 data [J]. Remote Sensing of Environment, 2019,227:61-73.
- [14] Fawcett D, Panigada C, Tagliabue G, et al. Multi-scale evaluation of drone-based multispectral surface reflectance and vegetation indices in operational conditions [J]. Remote Sensing, 2020,12(3):514.
- [15] Younes N, Joyce K E, Northfield T D, et al. The effects of water depth on estimating fractional vegetation cover in mangrove forests [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2019, 83:101924.
- [16] Marcial-Pablo M J, Gonzalez-Sanchez A, Jimenez-Jimenez S I, et al. Estimation of vegetation fraction using RGB and multispectral images from UAV [J]. International Journal of Remote Sensing, 2019,40(2):420-438.
- [17] Nuijten R J G, Coops N C, Watson C, et al. Monitoring the structure of regenerating vegetation using drone-based digital aerial photogrammetry [J]. Remote Sensing, 2021,13(10):1942.
- [18] 张和钰,管文轲,李志鹏,等.基于无人机影像的戈壁区植被空间分布特征及其主要影响因素研究[J].干旱区资源与环境,2020,34(2):161-167.
- [19] 张文奇,周小龙,尼加提·卡斯木,等.沙漠腹地达里雅博依天然绿洲植物群落特征分析[J].新疆大学学报(自然科学版),2019,36(3):276-286.
- [20] 万炜,肖生春,陈小红,等.无人机遥感在野外植被盖度调查中的应用:以阿拉善荒漠区灌木为例[J].干旱区资源与环境,2018,32(9):150-156.
- [21] 高永平,康茂东,何明珠,等.基于无人机可见光波段对荒漠植被覆盖度提取的研究:以沙坡头地区为例[J].兰州大学学报(自然科学版),2018,54(6):770-775.
- [22] 董弟文,阿布都热合曼·哈力克,王大伟,等.1994—2016年和田绿洲植被覆盖时空变化分析[J].生态学报,2019,39(10):3710-3719.
- [23] Haboudane D, Miller J R, Pattey E, et al. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture [J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 90(3):337-352.
- [24] Richardson A J, Wiegand C L. Distinguishing vegetation from soil background information [J]. Photogrammetry Engineering & Remote Sensing, 1977,43(12):1541-1552.
- [25] Jordan C F. Derivation of leaf area index from quality of light on the forest floor [J]. Ecology, 1969, 50(4):663-666.
- [26] Huete A R. A soil adjusted vegetation index(SAVI) [J]. Remote Sensing of Environment, 1988,25(3):295-309.
- [27] Qi J, Chehbouni A, Huete A R, et al. A modified soil adjusted vegetation index(MSAVI) [J]. Remote Sensing of Environment, 1994,48(2):119-126.
- [28] Pinty B, Verstraete M M. GEMI: A non-linear index to monitor global vegetation from satellites [J]. Vegetation, 1992,101(1):15-20.
- [29] Kaufman Y J, Tanre D. Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 1992, 30(2):261-270.
- [30] Khatun N. Applications of normality test in statistical analysis [J]. Open Journal of Statistics, 2021,11(1):113-122.
- [31] 马秀麟,姚自明,邬彤,等.数据分析方法及应用[M].北京:人民邮电出版社,2015.
- [32] 刘婵,赵文智,刘冰,等.基于无人机和MODIS数据的巴丹吉林沙漠植被分布特征与动态变化研究[J].中国沙漠,2019,39(4):92-102.
- [33] 姚雄,余坤勇,刘健.基于无人机多光谱遥感的马尾松林叶面积指数估测[J].农业机械学报,2021,52(7):213-221.

[10] 陶玲,李晓莉,张世羊,等.两种生态沟渠在池塘生态工程中的应用[C]//渔业科技创新与发展方式转变:2011年中国水产学会学术年会论文摘要集,2011.

[11] 吴军,崔远来,赵树君,等.沟塘湿地对农田面源污染的降解试验[J].水电能源科学,2012,30(10):107-109.

[12] 张树楠,肖润林,刘锋,等.生态沟渠对氮、磷污染物的拦截效应[J].环境科学,2015,36(12):4516-4522.

[13] 姜翠玲,崔广柏.湿地对农业非点源污染的去除效应[J].农业环境保护,2002,21(5):471-473,476.

[14] Bouldin J L, Farris J L, Moore M T, et al. Vegetative and structural characteristics of agricultural drainages in the Mississippi Delta landscapes [J]. Environmental Pollution, 2004,132(3):403-411.

[15] 林少华,周翔,周婷婷,等.大型循环水池塘养殖系统氮磷污染控制绩效评估[J].环境工程学报,2016,10(10):5535-5541.

[16] 刘凯.银川陆基生态渔场系统稻渔共作机制研究[D].上海:上海海洋大学,2019.

[17] 沈玺钦.银川大型稻蟹共生和水产养殖耦合系统水质和稻蟹生长研究[D].上海:上海海洋大学,2020.

[18] 梁笑琼,李怀正,程云.沟渠在控制农业面源污染中的作用[J].水土保持应用技术,2011,144(6):21-25.

[19] 席北斗,徐红灯,翟丽华,等. pH 对沟渠沉积物截留农田排水沟渠中氮、磷的影响研究[J].环境污染与防治,2007,176(7):490-494.

[20] 涂安国,尹炜,陈德强,等.多水塘系统调控农业非点源污染研究综述[J].人民长江,2009,40(21):71-73.

[21] 顾兆俊,刘兴国,程果锋,等.生态沟渠在淡水池塘养殖废水治理中的作用及构建技术[J].科技创新与应用,2019,282(26):127-132.

[22] Cui Bingjian, Luo Jinxue, Jin Decai, et al. Investigating the bacterial community and amoebae population in rural domestic wastewater reclamation for irrigation [J]. Journal of Environmental Sciences, 2018,70(8):97-105.

[23] Li Song, Li Hua, Liang Xingqiang, et al. Phosphorus removal of rural wastewater by the paddy-rice-wetland system in Tai Lake Basin [J]. Journal of Hazardous Materials, 2009,171(1):301-308.

[24] 宋常吉,李强坤,崔恩贵.农田排水沟渠调控农业非点源污染研究综述[J].水资源与水工程学报,2014,25(5):222-227.

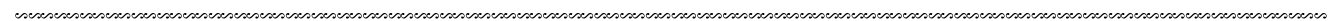
[25] 郗敏,吕宪国,姜明.人工沟渠对流域水文格局的影响研究[J].湿地科学,2005,3(4):310-314.

[26] 李海波,吕学东,王洪,等.稻田退水沟渠去除氮磷的强化措施及其应用概述[J].湖北农业科学,2015,54(20):4985-4990.

[27] 杨林章,周小平,王建国,等.用于农田非点源污染控制的生态拦截型沟渠系统及其效果[J].生态学杂志,2005,24(11):1371-1374.

[28] Diebel M W, Maxted J T, Robertson D M, et al. Landscape planning for agricultural nonpoint source pollution reduction (Ⅲ): Assessing phosphorus and sediment reduction potential [J]. Environmental Management, 2009,43(1):69-83.

[29] 余红兵,肖润林,杨知建,等.灌溉和降雨条件下生态沟渠氮、磷输出特征研究[J].长江流域资源与环境,2014,23(5):686-692.



(上接第 205 页)

[34] 焦伟,陈亚宁,李稚,等.基于多种回归分析方法的西北干旱区植被 NPP 遥感反演研究[J].资源科学,2017,39(3):545-556.

[35] Zandler H, Brenning A, Samimi C. Quantifying dwarf shrub biomass in an arid environment: comparing empirical methods in a high dimensional setting [J]. Remote Sensing of Environment, 2015,158:140-155.

[36] 王军,姜芸.基于无人机多光谱遥感的大豆叶面积指数反演[J].中国农学通报,2021,37(19):134-142.

[37] 王海燕,杨方廷,刘鲁.标准化系数与偏相关系数的比较与应用[J].数量经济技术经济研究,2006,23(9):150-155.

[38] Johnson J W, LeBreton J M. History and Use of Relative Importance Indices in organizational research [J]. Organizational Research Methods, 2004,7(3):238-257.

[39] 孙红卫,王玖,罗文海.线性回归模型中自变量相对重要的衡量[J].中国卫生统计,2012,29(6):900-902.

[40] 王杰,李卫朋.基于灵活的时空融合模型的植被覆盖度与植被指数关系[J].草业科学,2017,34(2):264-272.

[41] 赵晨光,程业森,李慧瑛,等.腾格里沙漠东北缘人工植被恢复区土地利用/覆被变化及其驱动因素分析[J].干旱区资源与环境,2021,35(6):131-138.

[42] 陈艳锋,杨美琳,陈军纪,等.基于植被指数极旱荒漠区生物量模型研究:以安西极旱荒漠保护区北片为例[J].干旱区资源与环境,2015,29(10):93-99.

[43] Yan Feng, Wu Bo, Wang YanJiao. Estimating aboveground biomass in Mu Us sandy land using Landsat spectral derived vegetation indices over the past 30 years [J]. Journal of Arid Land, 2013,5(4):521-530.

[44] 杨峰,李建龙,钱育蓉,等.天山北坡典型退化草地植被覆盖度监测模型构建与评价[J].自然资源学报,2012,27(8):1340-1348.