doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.02.020

基于 Landsat8 与 Sentinel－1 遥感图像融合的土壤含水率反演模型

陈俊英[1,2]　项　茹[1,2]　贺玉洁[1,2]　吴雨箫[1,2]　殷皓原[1,2]　张智韬[1,2]

（1.西北农林科技大学水利与建筑工程学院，陕西杨凌 712100；
2.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）

摘要：针对当前运用单一光学卫星反演土壤含水率时易受到云的影响，单一 SAR 卫星反演土壤含水率时易受到地表粗糙度和植被影响的问题，以内蒙古河套灌区沙壕渠为研究区域，以 4 个深度的土壤含水率为研究对象，分别采用主成分分析（PCA）、施密特正交变换（GS）融合 Landsat8 和 Sentinel－1 图像以减少云、植被、土壤粗糙度的影响，并对融合后的图像质量进行评价，然后用融合图像的灰度构建 1 134 种遥感指数，基于相关系数分析、变量投影重要性分析、灰色关联分析 3 种变量筛选方法与 BP 神经网络（BP）、极限学习机（ELM）、随机森林（RF）、支持向量机（SVM）4 种机器学习算法的耦合模型反演沙壕渠土壤含水率。研究结果表明：经 PCA、GS 融合后的融合图像可同时保持 Sentinel－1 和 Landsat8 图像的优势，并成功定量反演土壤含水率。基于融合图像构建的三维指数普遍比二维指数对土壤含水率更敏感。在表层土壤含水率反演中，基于 GS 融合的 VIP－ELM 模型精度最高（决定系数 R^2 = 0.66，均方根误差（RMSE）为 1.35%）。将 GS 融合的 VIP－ELM 模型应用于其他土壤深度含水率的反演后发现，20～40 cm 反演精度最高（R^2 = 0.79，RMSE 为 0.94%），其次是 0～10 cm、40～60 cm、10～20 cm。该研究可为多源卫星图像融合反演土壤含水率提供参考。

关键词：土壤含水率；卫星图像融合；机器学习；耦合模型

中图分类号：S127；S156.4　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2024)02-0208-12　　**OSID**：

Soil Moisture Content Inversion Model Based on Landsat8 and Sentinel－1 Image Fusion

CHEN Junying[1,2]　XIANG Ru[1,2]　HE Yujie[1,2]　WU Yuxiao[1,2]　YIN Haoyuan[1,2]　ZHANG Zhitao[1,2]

(1. *College of Water Resources and Architectural Engineering*, *Northwest A&F University*, *Yangling*, *Shaanxi* 712100, *China*
2. *Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid Areas*, *Ministry of Education*, *Northwest A&F University*, *Yangling*, *Shaanxi* 712100, *China*)

Abstract: To address the current problems that a single optical satellite is easily affected by clouds and SAR satellite is easily affected by vegetation and soil roughness when being applied into soil moisture content inversion, taking Shahaoqu of Hetao Irrigation Area as study area, and taking soil moisture content of four depths in April 2019 as study object, PCA and GS were used to fuse Landsat8 and Sentinel－1 images and the quality of the fused images was evaluated. Then a total of 1 134 remote sensing indices were constructed with the gray value of the fused images, and soil moisture content inversion models were constructed based on three variable screening methods (correlation coefficient analysis, variable projection importance analysis and gray correlation analysis) and four machine learning algorithms (BP, ELM, RF, and SVM). The study results showed that the fused images of PCA and GS fusion could successfully maintain the advantages of both Sentinel－1 and Landsat8 images in quantitatively inversion of soil moisture content. The three-dimension indices constructed based on the fused images were generally more sensitive to soil moisture content than two-dimension indices constructed based on fused images. The VIP－ELM model based on GS fusion had the highest accuracy in the surface soil moisture content inversion (R^2 = 0.66, RMSE was 1.35%). When VIP－ELM model based on GS

收稿日期：2023－07－11　修回日期：2023－08－27

基金项目：国家自然科学基金项目（51979234、52279047、52179044、51979232）和国家重点研发计划项目（2022YFD1900404）

作者简介：陈俊英（1975—），女，教授，博士生导师，主要从事遥感技术在节水灌溉中的应用研究，E-mail：junyingchen@nwafu.edu.cn

fusion was applied to the soil moisture content inversion at all depths, 20 ~ 40 cm achieved the best performance (R^2 = 0.79, RMSE was 0.94%), followed by 0 ~ 10 cm, 40 ~ 60 cm and 10 ~ 20 cm. This finding can provide a strong reference for using multi-source satellite image fusion to monitor soil moisture content.

Key words: soil moisture content; satellite image fusion; machine learning; coupled model

0　引言

土壤水分是全球生态系统水循环中的重要一环[1]，土壤含水率的变化不仅会影响土壤中动植物的生长发育[2]，也会通过影响物质以及能量的交换过程，影响区域内的人类活动行为，因此通过有效手段高效监测土壤含水率具有重要意义和科学价值。传统的直接观测方法只能得到点状数据，代表性差，且费时费力[3]；而通过大量气象数据建立的区域土壤含水率物理计算模型需要众多难以确定的复杂参数，估算误差较大；因此具有宏观、动态、精确优势特点的遥感技术，成为目前获取大范围土壤含水率的主要手段[4]。

卫星遥感技术更能快速进行大范围监测[5]，如今采用单源卫星数据反演土壤含水率虽已日渐成熟，但单源卫星存在缺陷，如光学卫星虽然具有丰富的光谱信息，但成像时容易受云的干扰且不能全天时监测[6]，而雷达卫星虽有良好的穿透性和昼夜成像的特点，却在反演土壤含水率时容易受土壤粗糙度和植被的影响[7]。因此，为了尽可能在各种气候条件长时间地对目标实行监测，越来越多研究人员结合多源卫星数据用于研究，虽然目前多源卫星数据融合用于各种地物分类比较多[8]，但研究人员也在不断探索如何利用其定量反演地表参数（如土壤含水率）[9]。

诸多研究表明基于卫星遥感构建遥感指数在监测土壤含水率方面可取得良好的效果[10]。随着机器学习的发展，目前研究多将遥感指标直接作为自变量导入机器学习模型中反演土壤含水率[11]，然而目前广泛使用的遥感指标与机器学习模型众多，不同的遥感指标结合不同的机器学习模型所得的反演结果相差较大，因此讨论不同变量筛选方法与不同机器学习算法耦合模型的反演效果显得尤为必要。

针对上述问题，本文以河套灌区沙壕渠灌域为研究区域，以 Landsat8 多光谱图像、Sentinel－1 雷达图像和地面实测土壤含水率（Soil moisture content, SMC）为数据源，对比分析主成分分析（Principal component analysis, PCA）、施密特正交变换（Cram-Schmidt, GS）2 种图像融合技术融合后图像的质量；并将相关系数分析、变量投影重要性分析、灰色关联分析 3 种变量筛选方法与反向传播（Back propagation, BP）、极限学习机（Extreme learning machine, ELM）、随机森林（Random forests, RF）、支持向量机（Support vector machine, SVM）4 种机器学习算法耦合，基于最优的 SMC 反演模型，反演研究区不同深度的 SMC 分布。

1　材料与方法

1.1　研究区概况

内蒙古河套灌区是我国 3 个特大型灌区之一，也是我国重要的粮食生产基地[12]。灌区位于内蒙古自治区西部的巴彦淖尔盟，东西长约 250 km，南北宽约 50 km，总灌溉面积约为 7.3×10^5 hm^2[13]。河套灌区降雨量少、蒸发量大，属于典型的温带大陆性气候[14]。虽地处干旱的西北高原，但其区域内遍布人工水系，拥有独特的干旱区“绿洲”生态。

解放闸灌域位于河套灌区西南部，灌溉面积 1 420 km^2，是河套灌区的第二大灌域[15]。其年均降水量 140 mm，年均蒸发量约为 1 970 mm，主要的灌溉水源是黄河[16]。解放闸灌域地形较为平缓，排水系统排水能力较弱，地势由东南向西微度倾斜，坡度约为 0.02%[17]。本文的研究区域——沙壕渠位于解放闸的中北部（图 1），灌溉面积 52.4 km^2，土壤类型主要为粉质粘壤土、沙质壤土和壤土[18]。

1.2　数据来源

1.2.1　土壤样本数据

于 2019 年 4 月 19—23 日开展野外土壤采样，共布置 120 个采样点，样点分布尽可能均匀分布且考虑了不同土地利用情况（图 1）。实验采用五点取样法，采样点深度分别为 0 ~ 10 cm、10 ~ 20 cm、20 ~ 40 cm、40 ~ 60 cm，在采样的同时利用手持 GPS 定位仪获取经纬度位置。土壤样本取出后装进事先编号的铝盒，立即进行称量，然后经过 105℃、24 h 恒温干燥后，取出铝盒再次称量，计算土壤含水率 w，计算公式为

$$w = \frac{W_1 - W_2}{W_1 - W_3} \times 100\%$$

式中　W_1——湿土加铝盒质量，g

W_2——干土加铝盒质量，g

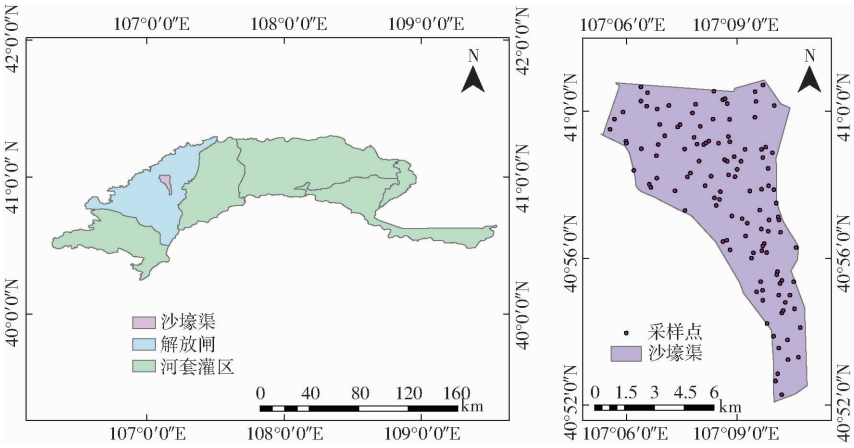


图 1 研究区地理位置及采样点分布图

Fig. 1 Study area location and distribution of sampling points

W_3——空铝盒质量,g

实验样品的 SMC 分布情况如表 1 所示。

表 1 样本土壤含水率分布

Tab. 1 SMC distribution of sample soil %

采样深度/cm	最小值	最大值	平均值	标准差
0 ~ 10	15.31	27.95	19.94	1.82
10 ~ 20	14.27	36.64	20.04	2.24
20 ~ 40	16.42	29.31	22.07	2.17
40 ~ 60	19.09	32.01	23.74	2.12

1.2.2 Landsat8 数据

Landsat8 是目前 Landsat(陆地卫星)系列中最常用的数据,由美国国家航空与航天局(NASA)与美国地质调查局(USGS)合作开发,于 2013 年 2 月 11 日发射成功。其海拔为 705 km,轨道倾角为 98.2°,重访周期为 16 d,同时携带陆地成像仪和热红外传感器[19]。其中陆地成像仪包括 9 个空间分辨率为 30 m 的波段和 1 个分辨率为 15 m 的全色波段,成像宽幅为 185 km × 185 km[20];热红外传感器包含 2 个单独的分辨率为 100 m 的热红外波段。

本文所用的 Landsat8 影像数据是在美国地质调查局官网(https://earthexplorer.usgs.gov)免费下载,为经过几何精校正的 L1T 级数据,选取图像的条带号为 129,行编号为 32,卫星图像过境时间为 2019 年 4 月 21 日。采用 ENVI 5.3 软件对 Landsat8 原始图像进行辐射定标、大气校正预处理和剪裁。

1.2.3 Sentinel-1 数据

Sentinel-1 由 A 和 B 两颗卫星组成,属于主动微波遥感卫星,携带传感器是中心频率为 5.404 GHz 的 C 波段的合成孔径雷达(SAR),包括 VV 和 VH 2 种单极化模式,可以忽略天气因素进行昼夜成像[21]。Senitnel-1 的图像覆盖范围和地面分辨率分别为 25 km × 25 km 和 5 m × 20 m,单颗星轨道周期为 12 d,2 颗星组网常规重访周期为 6 d[22]。本文使用的 Sentinel-1 图像来自美国地质调查局(https://earthexplorer.usgs.gov/),工作模型和数据级别为 IW(干涉宽幅)和 GRD(地面探测距离),卫星过境时间为 2019 年 4 月 22 日。

本文对 Sentinel-1 影像的预处理在 Sentinel 应用平台(SNAP 8.0.2)进行,主要处理步骤包括:轨道校正、热噪声去除、辐射定标、散斑滤波、地形校正、频带转换、剪裁[23]。

1.3 图像融合

1.3.1 融合方法

PCA 和 GS 属于像素级图像融合中的成分替换法,通过这 2 种方式融合后可以得到一幅包含更多场景信息的融合图像,可以尽可能保留多光谱与 SAR 图像的原始信息。这 2 种方法的本质,也就是成分替换法的本质,就是对低空间分辨率的多光谱图像进行图像变换,将其分解为空间和光谱成分,再用高空间分辨率的 SAR 图像替代其空间成分,最后进行逆变换得到融合图像[24]。PCA 融合无波段限制,一定程度保真且能较好地保留空间信息[25]。PCA 图像融合步骤具体如下:首先计算多光谱影像的系数矩阵的特征值与特征向量,得到多光谱影像的各主成分分量,并提取第一主成分;其次将全色波段影像拉伸到与提取的多光谱影像第一主成分的均值和方差相同;最后用经过拉伸后的全色波段影像替换第一主成分,并叠加其余主成分进行逆变换,获得融合后的影像[26]。

GS 融合是一种高保真度遥感图像融合方法[27],能够确保图像融合前后光谱信息的一致性,可通过多维图像的正交变换来消除图像之间的冗余信息[28],并最大限度地保留原始多光谱图像的空间纹理信息和光谱信息[29]。GS 图像融合具体步骤如下:首先,对多光谱波段按照一定的权重进行计算,

模拟出低分辨率的全色图像作为 GS1；其次，用模拟的 GS1 进行 GS 正变换，计算 GS1 波段和雷达图像的均值及标准差，对雷达图像和 GS1 波段进行直方图匹配；最后，用匹配后的雷达图像替换 GS1 进行 GS 逆变换得到融合图像[30]。

1.3.2　融合图像质量评价

利用 Matlab 计算均值（A）、标准差（STD）、平均梯度（AG）、相关系数（R）、光谱扭曲度（RMS）5 个相关指标，以评价融合后的图像质量[31]。

1.4　指数构建

基于融合图像，根据文献[32－33]提出的公式，遍历所有的波段组合（表 2），共得到 1 134 种光谱指数，其中互为相反数的指数不重复统计。

表 2　组合光谱指数

Tab.2　Combined spectral indices

指数类型	名称	表达式	指数数量
二维指数	归一化指数（NDI）	$\frac{R_{\lambda1}-R_{\lambda2}}{R_{\lambda1}+R_{\lambda2}}$	21
	比值指数（RI）	$\frac{R_{\lambda1}}{R_{\lambda2}}$	42
	差值指数（DI）	$R_{\lambda1}-R_{\lambda2}$	21
三维指数	三维指数（TBI1）	$\frac{R_{\lambda1}}{R_{\lambda2}R_{\lambda3}}$	105
	三维指数（TBI2）	$\frac{R_{\lambda1}}{R_{\lambda2}+R_{\lambda3}}$	105
	三维指数（TBI3）	$\frac{R_{\lambda1}-R_{\lambda2}}{R_{\lambda1}+R_{\lambda3}}$	210
	三维指数（TBI4）	$\frac{R_{\lambda1}-R_{\lambda2}}{R_{\lambda1}-R_{\lambda3}}$	210
	三维指数（TBI5）	$\frac{R_{\lambda1}+R_{\lambda2}}{R_{\lambda3}}$	105
	三维指数（TBI6）	$\frac{R_{\lambda1}-R_{\lambda2}}{R_{\lambda1}-R_{\lambda2}-(R_{\lambda2}-R_{\lambda3})}$	210
	三维指数（TBI7）	$R_{\lambda1}-R_{\lambda2}-(R_{\lambda2}-R_{\lambda3})$	105

注：$R_{\lambda1}$、$R_{\lambda2}$、$R_{\lambda3}$ 为融合后图像 7 个波段中随机 3 个波段的灰度。

1.5　反演模型构建

1.5.1　指数筛选

（1）相关性分析

相关性分析是研究 2 个及以上变量是否有关系以及关系程度是否密切时的最基础且使用频率最高的一种方法，常使用的相关系数有皮尔逊（Pearson）相关系数、斯皮尔曼（Spearman）相关系数和肯德尔（Kendall）相关系数。Pearson 相关系数更适用于连续型变量的相关性分析，Spearman 和 Kendall 系数适用于分类变量或明显正态分布的相关性分析[34]。本文使用 Pearson 相关系数 r。

r 的绝对值在 0～1 之间，其越接近 1，则 2 个变量之间的相关性越强。利用 IBM SPSS statistics 23 软件对构建的光谱指数与实测土壤含水率进行双变量皮尔逊相关性分析，当 sig（显著性值）小于 0.01 和 0.001 时，2 个变量分别为显著相关和极显著相关。

（2）变量投影重要性分析

变量投影重要性（Variable importance for projection，VIP）分析是基于偏最小二乘回归发展的一种变量筛选方法，是指每个自变量 x_1、x_2 在解释因变量时的重要性[35]，特别适用于样本数量少且几个自变量之间相关性强的情况。当多个自变量间具有较强相关性时，它通过相关自变量综合的主成分描述自变量对因变量的解释能力[36]。

VIP 值越大表示该自变量对因变量的解释能力越强，如果所有自变量 VIP 值都等于 1，则表示它们对因变量解释能力相同，如果自变量 VIP 值小于 1，则认为该自变量对因变量解释能力不足[37]。在 SIMCA－P 11.5 软件上完成该分析。

（3）灰色关联分析

灰色关联分析（Grey relation analysis，GRA）运算的本质是通过对不同序列曲线几何形状的相似性来测度不同序列间关联的密切程度，以反映系统因子间、因子与主体间等事物间的不确定关联[38]。

关联度 γ 越大，表明二者关联性越好。相比其他方法，灰色关联分析计算量小，对样本数量和质量要求相对较低，无论大小样本还是规律性强弱的样本均能适用[39]，其结果能够在一定程度上降低与定性分析结果不符的概率。本文因构建指数较多，为避免数据因量纲不一致而造成分析结果产生较大的误差，在进行灰色关联分析前对指数统一进行标准化处理[40]。

1.5.2　机器学习

基于 R 4.2.1 软件，使用 SVM、RF、BP 神经网络和 ELM 4 种机器学习方法构建土壤含水率反演模型。为了确保建模集和验证集都能代表土壤样本含水率的统计特征，将各个深度土壤样本按土壤含水率梯度从大到小排序进行样本划分，每隔 2 个样本取出一个作为验证样本集，剩余土壤样本作为建模样本集。每个深度共选取 80 个样本作为建模数据，40 个样本作为验证数据。

（1）BP 神经网络

BP 神经网络是模仿生物神经系统建立的信息处理模型。它是一种多层前馈神经网络，在反向传播算法的基础上构建，通过广泛的互连包含了大量的处理单元。它具有相对广泛的应用范围和较强的综合评价、自适应、自组织、自学习、非线性映射和容错能力[41]。

(2)ELM

ELM 是一种单隐层前馈神经网络算法。相比于其他传统神经网络算法,只需要设置前馈式网络的节点数,训练过程简单易操作,非线性拟合能力强,学习速度快[42],能产生唯一的最优解。

(3)RF

RF 是一种基于多重决策树理论的机器学习算法,主要针对系统分类、回归等问题。RF 可以识别变量之间复杂的非线性关系,具有很好的抗噪声能力,准确率较高且不易产生过拟合现象。有两个重要的设置参数:生长树的数量(ntree)和预测器特征变量(mtry),用于 RF 算法调整[43]。

(4)SVM

SVM 是一种通过最小化误差上界来增强模型泛化能力的理论方法。它可以处理线性和非线性数据集,并控制甚至减少过拟合。SVM 通过引入松弛变量和核函数来解决非线性问题[44]。本研究中选择的核函数是径向基核函数,核函数参数和惩罚系数通过序列最小优化进行筛选确定。

1.5.3 模型评价

利用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)2 种指标来评价反演模型的性能,R^2 越接近于 1,RMSE 越小,则表示模型精度越高。

2 结果与分析

2.1 融合效果评价

由于土壤含水率反演常用的是 Landsat8 多光谱陆地成像仪的前 7 个波段,因此将经过预处理的 Sentinel-1 的 VV 图像和 Landsat8 的 Band1 ~ Band7(B1 ~ B7)图像通过 PCA、GS 进行融合。融合后的图像(图 2)同时具有 Landsat8 的多光谱特征、Sentinel-1 中目标的后向散射信息和 Sentinel-1 的高空间分辨率(10 m)。

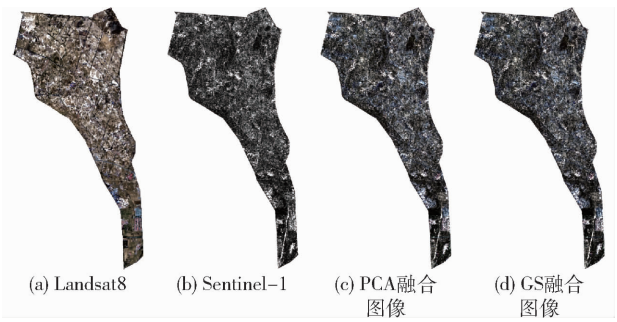


图 2 融合前后图像

Fig. 2 Images before and after PCA and GS fusion

采用 5 种指标评价 Landsat8 和 Sentinel-1(VV 极化)图像融合后 7 个波段图像质量。其中均值表示图像平均灰度,即图像亮度;标准差表示图像信息量,标准差越大,图像信息越丰富;平均梯度表示灰度变化率,即一幅影像的清晰度,例如灰度变化率越小,图像边界越模糊;相关系数表示融合前后图像相似程度;光谱扭曲度表示融合前后图像光谱失真程度,用于反映融合过程中图像光谱信息差异。融合后图像各指标见图 3。

由图 3 可知,两种融合图像的均值、标准差、平均梯度、光谱相关系数、光谱扭曲度,均是从 B1 ~ B6 不断增大;并且在这 5 个指标中,融合影像的 B7 均比 B5 略大,比 B6 略小。PCA 融合影像与雷达 VV 影像的相关性普遍比 GS 融合影像和雷达 VV 影像的相关性小,然而同一种融合后的图像各个波段和雷达 VV 影像的相关性的区别却不太明显。

同时,在各个波段,GS 融合图像与雷达 VV 影像的相关系数(0.73 ~ 0.74)均高于与多光谱图像的相关系数(0.62 ~ 0.70),这与 PCA 融合图像相反。PCA 融合图像的均值与平均梯度较 GS 融合图像略大,标准差更小,说明 PCA 融合图像较 GS 融合更清晰,但信息没有 GS 融合图像丰富。两者其余指标无明显差异,光谱扭曲度均较大。

2.2 指数筛选排序

从图 4 可以看出,融合前后图像各波段间的相关性都极高,特别是 B1 与 B2、B3 与 B4,故构造的光谱指数两两相关性也极高。而自变量相关性过高会使反演模型不稳定,因此为得到更好的反演结果,首先需要对构建的指数进行筛选。

首先分别根据上文提到的 3 种筛选方法计算指数和实测土壤含水率的 r、VIP 值、γ,然后根据其大小选出对土壤含水率反演贡献最大的前 5% 的指数;这些指数与实测土壤含水率均显著相关,大部分甚至可达到极其显著相关,VIP 值均大于 1。再计算初步筛选的指数间相关性,进一步剔除与其他指数相关性过高的指数。

最终发现,当指数数量减少为 8 个时,两两相关性基本在 0.9 以下,此时筛选结束。

以表层(0 ~ 10 cm)土壤为例,融合前后的图像按不同筛选方法最终得到的指数,分别根据其与实测表层土壤含水率的 $|r|$、VIP 值、γ 由小到大排序(图 5),发现使用相关性分析与变量投影重要性分析法后,2 种融合图像选取的指数 $|r|$、VIP 值非常相近。与原 Landsat8 图像比,用相关性分析,融合图像相关性最好的指数 $|r|$ 明显高于原 Landsat 图像构建的相关性最好的指数;用变量投影重要性分析,融合图像的前 4 个指数的 VIP 值明显高于原 Landsat8 图像构建的前 4 个指数;而使用灰色关联分析法,3 种图像选取的指数的 γ 基本相近,从大到小依次为 GS

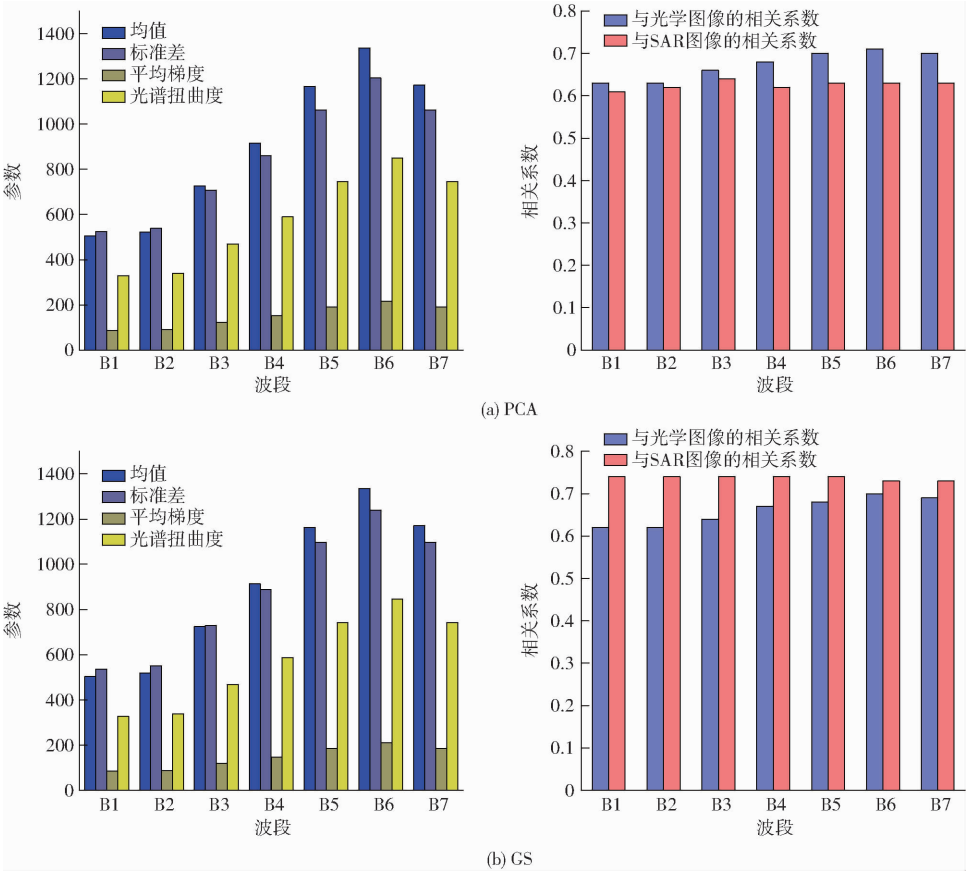


图 3　融合评价指标计算结果

Fig. 3　Calculation results of integration evaluation index

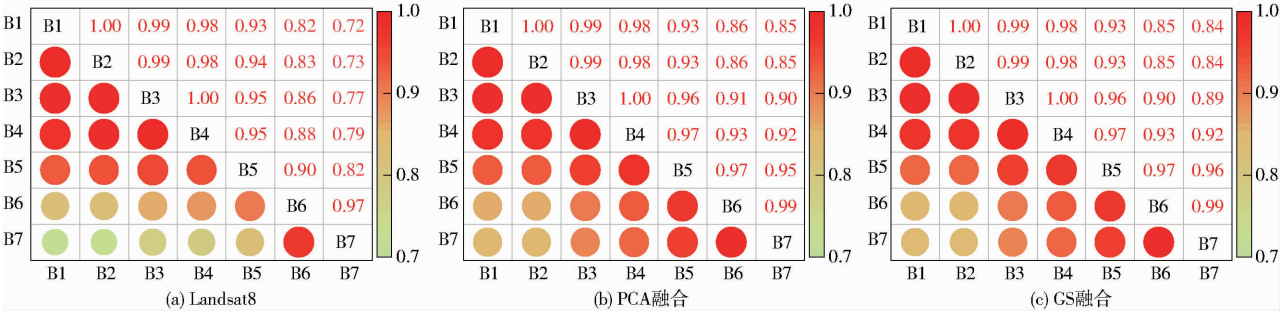


图 4　融合前后波段相关性

Fig. 4　Correlation among bands before and after image fusion

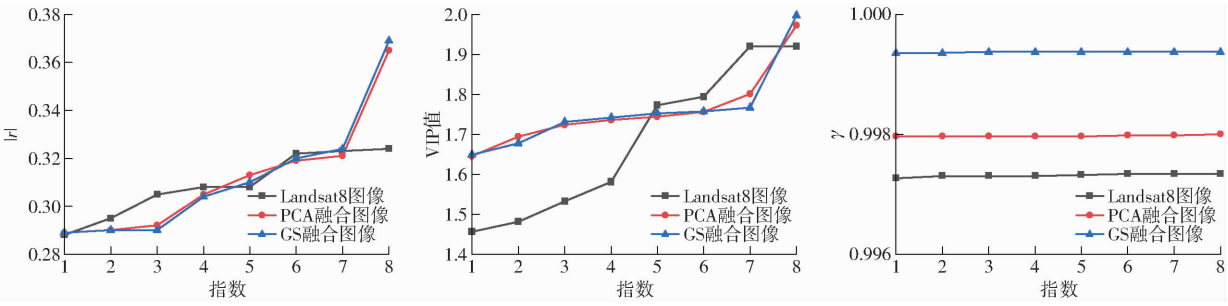


图 5　指数筛选排序图

Fig. 5　Ranking charts of screened indices

融合图像、PCA 融合图像、Landsat8 图像。

2.3　模型精度评价

将采样点表层土壤含水率按从小到大排序后以比例 2∶1均匀划分建模集与验证集。其中建模集和验证集的样本土壤含水率分布如图 6 所示。

将筛选出的指数输入不同机器学习算法中，调整参数使建模集与验证集精度良好且相近，误差也在正常可接受范围内，最终模型验证集的精度结果

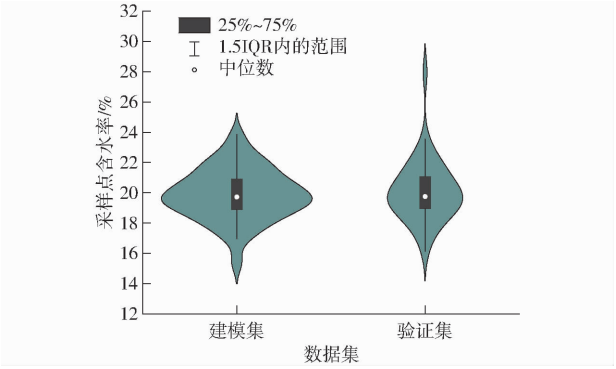


图 6 建模集与验证集样本含水率分布图

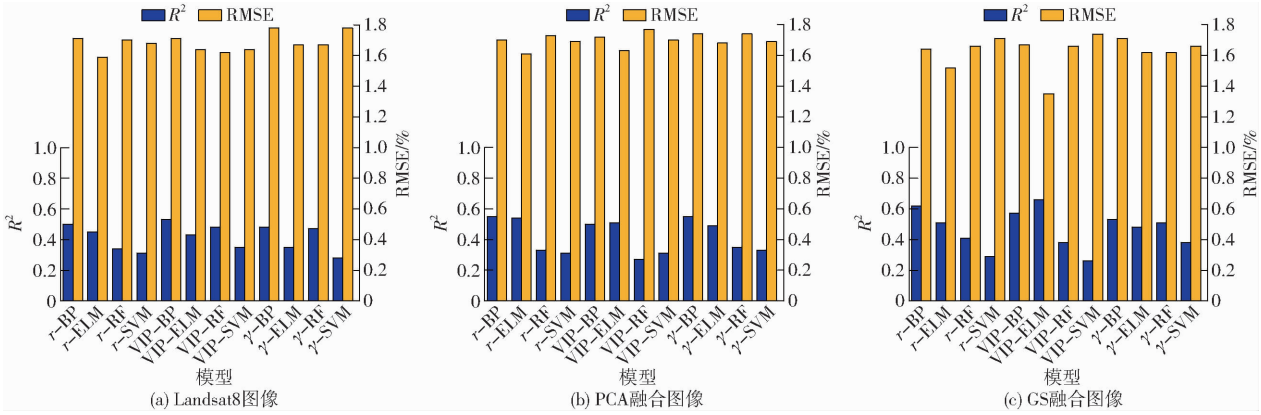
Fig. 6 SMC distribution of soil samples in modeling and validation sets

如图 7 所示。

从图 7 可以看出,融合图像反演精度一般高于原 Landsat 图像;SVM 算法精度普遍不如 BP 与 ELM;且对于基于两种图像融合方法 3 个筛选模型和 4 个机器学习组成的共 12 个耦合模型中,精度最高的是基于 GS 融合图像的 VIP - ELM 模型,R^2可达到 0.66,RMSE 为 1.35%。

2.4 不同深度反演结果

根据 2.3 节,对其他 3 个深度的土壤含水率的反演也采用 GS 融合和 VIP - ELM 模型。所有深度筛选出的指数与模型精度如图 8、9 所示。由图 8 可知,筛选后的指数基本都是三维指数,仅 20 ~ 40 cm 和



(a) Landsat8图像 (b) PCA融合图像 (c) GS融合图像

图 7 表层土壤不同模型验证集精度

Fig. 7 Accuracy of different model validation sets for surface soils

40 ~ 60 cm 中各有一个二维指数;在 4 个深度中,20 ~ 40 cm 的土壤含水率反演精度最高(R^2 = 0.79,RMSE 为 0.94%),其次是 0 ~ 10 cm 和 40 ~ 60 cm,10 ~ 20 cm 精度最低(R^2 = 0.42,RMSE 为 1.28%)。

2.5 不同深度土壤含水率反演分布图

在用 GS 融合 Sentinel - 1 的 VV 图像和 Landsat8 影像的基础上,对 4 个土壤深度都分别采用最优模型(VIP - ELM 模型)反演相应深度的土壤含水率,得到 2019 年 4 月研究区裸土深度土壤含水率反演图(图 10)。

根据当地的农业管理、土壤的湿润情况可按照土壤含水率分为严重干旱(0 ~ 15.18%)、轻微干旱(15.18% ~ 17.71%)、正常(17.71% ~ 22.77%)和湿润(>22.77%)[44]。从土壤含水率的反演分布图(图 10)可以看出,可能由于受到重力、特殊地形和灌溉排水措施的影响,大部分土壤含水率从表层到深层增加;并且在各个深度,研究区西部的土壤含水率都普遍比东部高,这与研究区东部偏高、西部偏低的地势分布也比较一致,偏北部和偏南部的土壤含水率都比研究区中部的高。其中,0 ~ 20 cm 土壤以干旱为主,40 ~ 60 cm 土壤以湿润为主。从本研究开展的各个土壤深度来看,0 ~ 10 cm 土壤几乎全为干旱,其中极度干旱和轻微干旱约各占 1/2;10 ~ 20 cm 土壤绝大多数为轻微干旱,其次是极度干旱和正常湿度分别约占 30% 和 5%;20 ~ 40 cm 土壤几乎全是正常湿度和轻微干旱,分别接近 1/2;40 ~ 60 cm 土壤主要是湿润和正常湿度。

3 讨论

本文表明,基于 GS 对异源卫星传感器 Sentinel - 1 和 Landsat8 图像进行融合能够反演裸土土壤含水率,融合图像反演精度一般高于原 Landsat8 图像,SVM 算法精度普遍不如 BP 与 ELM。在 3 种变量筛选方法(相关性分析、变量投影分析、灰色关联分析)和 4 种机器学习算法(SVM、BP、RF、ELM)中,表现最好是 VIP - ELM 模型,其中 20 ~ 40 cm 土壤含水率反演精度最高,其次分别为 0 ~ 10 cm、40 ~ 60 cm、10 ~ 20 cm;为日后土壤含水率的反演提供了一定的实践经验。

本文用 PCA、GS 将 Landsat8 和 Sentinel - 1 融合,不仅可以减少多光谱卫星成像受到云的影响,实现全气候工作,还能实现全天时地监测土壤含水率,充分运用了多光谱和 SAR 的优势。根据不同变量筛选方法与机器学习算法的耦合模型反演了 0 ~

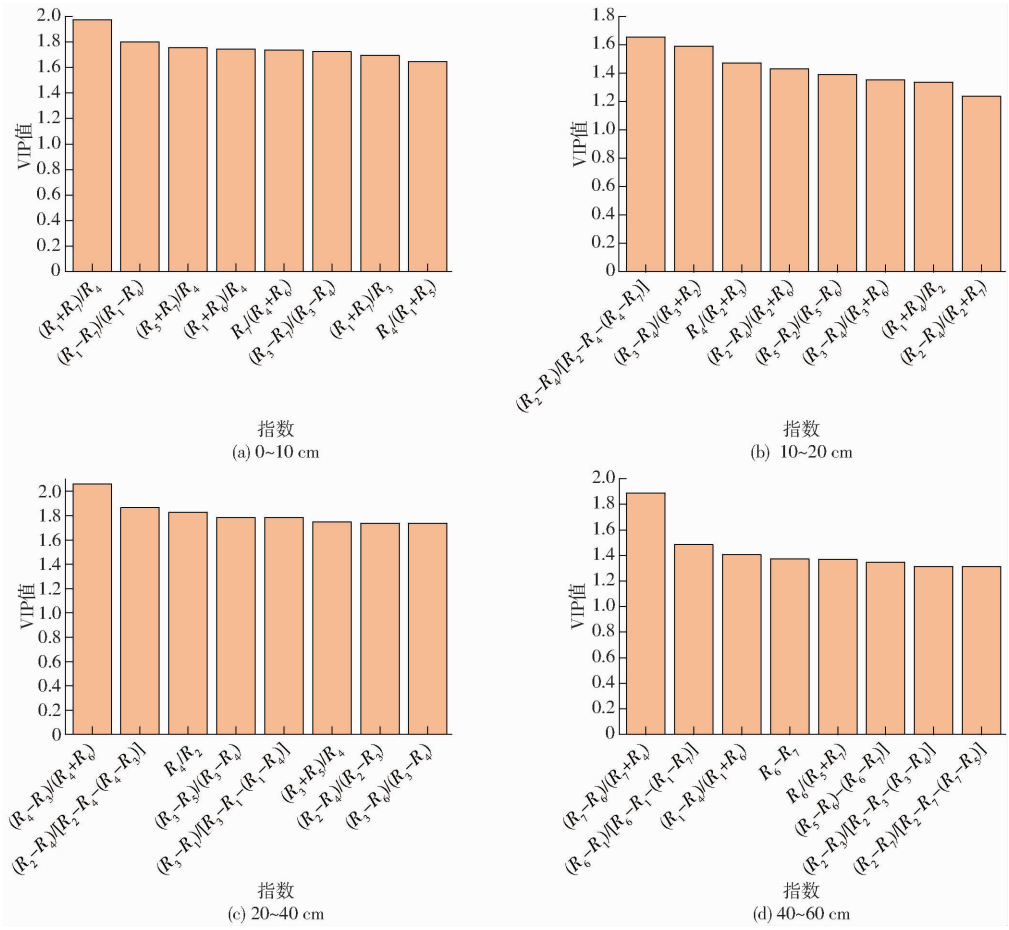


图 8　不同土壤深度指数筛选排序结果

Fig. 8　Rank of screened indices in different depths

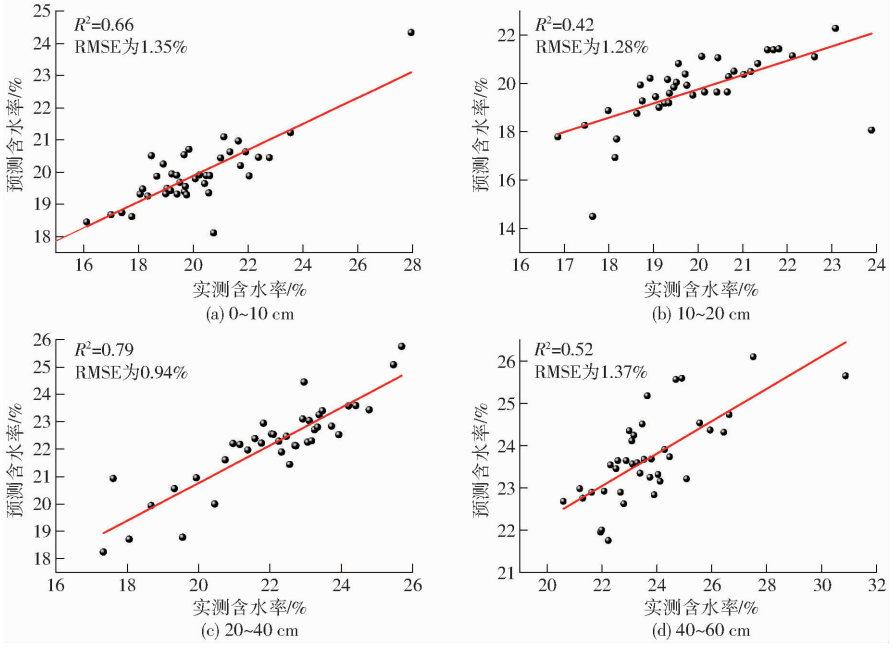


图 9　基于 GS 融合 VIP－ELM 模型估算的不同深度土壤含水率散点图

Fig. 9　Scatter plots of different depths based on GS fusion and VIP－ELM model

10 cm、10 ~ 20 cm、20 ~ 40 cm、40 ~ 60 cm 共 4 种土壤深度的土壤含水率，可更深入了解筛选方法和机器学习的耦合应用效果和土壤各个深度的含水率的相关关系。

然而，研究区土壤含水率反演的精度并不高，这可能是因为解放闸灌域盐渍化问题突出，地下水位偏高，土壤含水率反演很容易受此影响；且 Sentinel－1 的成像时间和 Landsat8 的成像时间相差 1 d，时间的

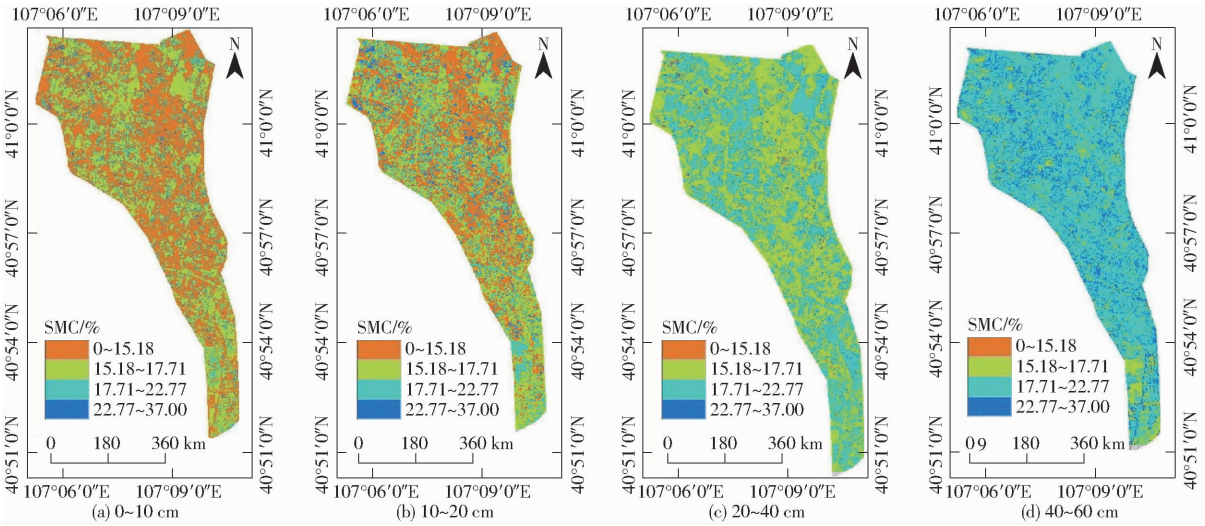


图 10 研究区各个深度土壤含水率空间分布图

Fig. 10 Spatial distributions of SMC at different depths in study area

不完全同步也可能对反演精度造成一定的影响。为了进一步提高反演精度,之后的研究应集中在不同盐渍化土壤的土壤含水率反演,水盐交互作用对土壤含水率反演的影响,融合不同时期图像的融合方法的探索等方面。本文仅限于分析各个深度土壤含水率和融合图像灰度间的统计关系,以后也需要更深入地分析两者之间的响应机制。

GS 作为一种谱域变换,尽管它避免了传统融合方法导致的信息在单个波段过度集中和光谱响应范围不一致的问题,可以更好地保持图像的纹理和光谱信息[45],然而,随着新的信号和图像处理算法的发展,以及图像融合过程每个步骤都可以针对性地进行优化,SAR 和光学图像融合正朝着深度学习、数据挖掘、大数据和云计算的方向发展。由于不同图像融合方法是适用于特定数据集的,并且不同的传感器在几何形状、偏振、频率和分辨率方面都不尽相同,因此在未来使用其他更先进的卫星时,需要对融合算法的参数进行微调。除此之外,SAR 和光学图像融合中也存在许多其他具有挑战性的问题,如多传感器图像配准也都需要进一步研究[46]。

4 结论

(1)Sentinel-1 和 Landsat8 融合图像在保持了光学卫星和雷达卫星各自优势的同时,可成功定量反演土壤含水率。

(2)基于 Sentinel-1 和 Landsat8 融合图像灰度值构建的指数中,三维指数比二维指数与表层土壤含水率的相关性更好。

(3)在表层土壤含水率反演中,不同变量筛选方法和机器学习算法所构建的多种耦合反演模型中,基于 GS 融合的 VIP-ELM 耦合模型精度最高,R^2 可达到 0.66,RMSE 为 1.35%。

(4)在沙壕渠裸土期,土壤含水率从表层到深层大致依次增加,其中 20~40 cm 土壤含水率反演精度最高(R^2=0.79,RMSE 为 0.94%),其次是 0~10 cm、40~60 cm 和 10~20 cm。

参 考 文 献

[1] 张恒杰, 冯志立. 表层土壤水分动态规律研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2023, 46(6): 41-43.
ZHANG Hengjie, FENG Zhili. Study on dynamic law of surface soil moisture[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2023, 46(6): 41-43. (in Chinese)

[2] 陈娟,宋乃平,陈林,等. 荒漠草原不同覆被类型土壤水分动态及其对降水的响应[J]. 水土保持学报, 2021, 35(6): 198-206.
CHEN Juan, SONG Naiping, CHEN Lin, et al. Soil moisture dynamics and its response to precipitation in different cover types of desert steppe[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2021, 35(6): 198-206. (in Chinese)

[3] 马仪, 黄组桂, 贾江栋, 等. 基于无人机-卫星遥感升尺度的土壤水分监测模型研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6): 307-318.
MA Yi, HUANG Zugui, JIA Jiangdong, et al. Soil moisture monitoring model based on UAV-satellite remote sensing scale-up [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 307-318. (in Chinese)

[4] 罗亚东, 许齐, 郭宇宏, 等. 尺度效应对多光谱遥感监测土壤水分影响研究[J]. 节水灌溉, 2023(2): 20-27.
LUO Yadong, XU Qi, GUO Yuhong, et al. Study on the effect of scale effect on soil monitoring by multispectral remote sensing [J]. Water Saving Irrigation, 2023(2): 20-27. (in Chinese)

[5] 聂鹏程，钱程，覃锐苗，等. 天空地一体化信息感知与融合技术发展现状与趋势[J]. 智能化农业装备学报，2023，4(2)：1－11.
NIE Pengcheng，QIAN Cheng，QIN Ruimiao，et al. Development status and trends of space-air-ground integrated information sensing and fusion technology[J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization，2023，4(2)：1－11.(in Chinese)

[6] YIN H，CHEN C，HE Y，et al. Synergistic estimation of soil salinity based on Sentinel－1 image texture and Sentinel－2 salinity spectral indices[J]. Journal of Applied Remote Sensing，2023，17(1)：018502.

[7] 王树果，马春锋，赵泽斌，等. 基于 Sentinel－1 及 Landsat8 数据的黑河中游农田土壤水分估算[J]. 遥感技术与应用，2020，35(1)：13－22.
WANG Shuguo，MA Chunfeng，ZHAO Zebin，et al. Estimation of soil moisture of agriculture field in the middle reaches of the Heihe River basin based on Sentinel－1 and Landsat8 imagery[J]. Remote Sensing Technology and Application，2020，35(1)：13－22.(in Chinese)

[8] LUO C，LIU H J，LU L P，et al. Monthly composites from Sentinel－1 and Sentinel－2 images for regional major crop mapping with Google Earth Engine[J]. Journal of Integrative Agriculture，2021，20(7)：1944－1957.

[9] 王宇，杨丽萍，任杰，等. 联合 ALOS－2 和 Landsat－8 的绿洲土壤水分反演模型研究[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版)：1－12. DOI:10.13203/j.whugis20220008.
WANG Yu，YANG Liping，REN Jie，et al. Integration study on oasis soil moisture inversion using ALOS－2 and Landsat－8 [J/OL]. Geomatics and Information Science of Wuhan University：1－12. DOI:10.13203/j.whugis20220008.(in Chinese)

[10] 方西瑶，蒋玲梅，崔慧珍. 基于 Sentinel－1 雷达数据的青藏高原地区土壤水分反演研究[J]. 遥感技术与应用，2022，37(6)：1447－1459.
FANG Xiyao，JIANG Lingmei，CUI Huizhen. Soil moisture retrieval in the Tibetan plateau based on Sentinel－1 radar data [J]. Remote Sensing Technology and Application，2022，37(6)：1447－1459.(in Chinese)

[11] 杨丽萍，侯成磊，苏志强，等. 基于机器学习和全极化雷达数据的干旱区土壤湿度反演[J]. 农业工程学报，2021，37(13)：74－82.
YANG Liping，HOU Chenglei，SU Zhiqiang，et al. Soil moisture inversion in arid areas by using machine learning and fully polarimetric SAR imagery[J]. Transactions of the CSAE，2021，37(13)：74－82.(in Chinese)

[12] 赵巴音那木拉，路战远，李斐，等. 内蒙古河套灌区主要作物农田氮素平衡及潜在污染状况分析[J]. 农业环境科学学报，2023，42(6)：1347－1354.
ZHAO Bayinnamula，LU Zhanyuan，LI Fei，et al. Analysis of nitrogen balance and potential pollution of main crops in the Hetao irrigation area of Inner Mongolia[J]. Journal of Agro-Environment Science，2023，42(6)：1347－1354.(in Chinese)

[13] 万核洋，齐泓玮，尚松浩. 河套灌区土壤质地克里金插值与平滑效应校正[J]. 农业机械学报，2023，54(1)：339－350.
WAN Heyang，QI Hongwei，SHANG Songhao. Ordinary Kriging interpolation and smoothing effect correction for soil texture mapping in Hetao irrigation district[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2023，54(1)：339－350.(in Chinese)

[14] 翟涌光，宁潇，郝蕾. 联合 Sentinel－1，2，3 的河套灌区年内综合灌溉信息提取[J]. 测绘科学，2022，47(8)：204－212，219.
ZHAI Yongguang，NING Xiao，HAO Lei. Annual comprehensive irrigation information extraction of Hetao irrigation area based on Sentinel－1，2，3 data[J]. Science of Surveying and Mapping，2022，47(8)：204－212，219.(in Chinese)

[15] 姚一飞，王爽，张珺锐，等. 基于 GF－1 卫星遥感的河套灌区土壤含水率反演模型研究[J]. 农业机械学报，2022，53(9)：239－251.
YAO Yifei，WANG Shuang，ZHANG Junrui，et al. Inversion model of soil moisture in Hetao irrigation district based on GF－1 satellite remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2022，53(9)：239－251.(in Chinese)

[16] 侯晨悦，王勇，李凡，等. 冻结状态下盐渍化土壤中水溶性盐基离子含量高光谱反演[J]. 农业工程学报，2023，39(1)：100－107.
HOU Chenyue，WANG Yong，LI Fan，et al. Hyperspectral inversion of water-soluble salt ion contents in frozen saline soil [J]. Transactions of the CSAE，2023，39(1)：100－107.(in Chinese)

[17] 张娜，张红玲，屈忠义，等. 内蒙古河套灌区不同土层有机质空间变异的分形[J]. 干旱地区农业研究，2017，35(5)：157－163.
ZHANG Na，ZHANG Hongling，QU Zhongyi，et al. Factal study on organic matter spatial heterogeneity of different soil layers in Inner Mongolia Hetao irrigation district[J]. Agricultural Research in the Arid Areas，2017，35(5)：157－163.(in Chinese)

[18] HE Y，ZHANG Z，XIANG R，et al. Monitoring salinity in bare soil based on Sentinel－1/2 image fusion and machine learning [J]. Infrared Physics & Technology，2023，131：104656.

[19] 徐旋，方吉男，王璐璐，等. 基于 Landsat8 遥感影像的六安市土地利用分类研究[J]. 安徽农学通报，2023，29(1)：147－149，159.
XU Xuan，FANG Ji'nan，WANG Lulu，et al. Study on land use classification of Lu'an based on Landsat8 remote sensing image

[J]. Anhui Agricultural Science Bulletin, 2023, 29(1): 147 - 149,159. (in Chinese)
[20] 夏军, 刘洪江, 朱林富. 一种基于 Landsat 8 OLI 影像的水体信息提取方法研究[J]. 环境监测管理与技术, 2023, 35(2): 47 - 50,54.
XIA Jun, LIU Hongjiang, ZHU Linfu. Research on a method for water information extraction by Landsat8 OLI image[J]. The Administration and Technique of Environmental Monitoring, 2023, 35(2): 47 - 50,54. (in Chinese)
[21] 乔树亭, 叶回春, 黄文江, 等. 基于 Sentinel - 1/2 影像的水稻种植面积提取方法研究——以三江平原为例[J]. 遥感技术与应用, 2023, 38(1): 78 - 89.
QIAO Shuting, YE Huichun, HUANG Wenjiang, et al. Study on extraction method of rice planting area based on Sentinel - 1/2 image: a case study of Sanjiang plain[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2023, 38(1): 78 - 89. (in Chinese)
[22] 叶智燕. 基于 Sentinel - 1 和 Sentinel - 2 的河南省冬小麦种植面积提取[J]. 测绘与空间地理信息, 2023, 46(6): 49 - 52.
YE Zhiyan. Extraction of winter wheat planting area based on Sentinel - 1 and Sentinel - 2[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2023, 46(6): 49 - 52. (in Chinese)
[23] WANG J, WU F, SHANG J, et al. Saline soil moisture mapping using Sentinel - 1A synthetic aperture radar data and machine learning algorithms in humid region of China's east coast[J]. CATENA, 2022, 213: 106189.
[24] 李树涛, 李聪妤, 康旭东. 多源遥感图像融合发展现状与未来展望[J]. 遥感学报, 2021, 25(1): 148 - 166.
LI Shutao, LI Congyu, KANG Xudong. Development status and future prospects of multi-source remote sensing image fusion[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(1): 148 - 166. (in Chinese)
[25] 刘文良, 李晓阳, 吴浩然, 等. 北京二号小卫星影像融合方法对比研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2022, 45(8): 33 - 36.
LIU Wenliang, LI Xiaoyang, WU Haoran, et al. Comparison of image fusion methods for BJ-2 satellite[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2022, 45(8): 33 - 36. (in Chinese)
[26] 占惠珠, 尚慧, 甘智慧. 采煤沉陷区高分遥感数据融合方法[J]. 西安科技大学学报, 2021, 41(4): 673 - 681.
ZHAN Huizhu, SANG Hui, GAN Zhihui. Fusion method of high-resolution remote sensing data in coal mining subsidence area[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2021, 41(4): 673 - 681. (in Chinese)
[27] 童莹萍, 全英汇, 冯伟, 等. 基于空谱信息协同与 Gram - Schmidt 变换的多源遥感图像融合方法[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(7): 2074 - 2083.
TONG Yingping, QUAN Yinghui, FENG Wei, et al. Multi-source remote sensing image fusion method based on spatial-spectrum information collaboration and Gram - Schmidt transfer[J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44(7): 2074 - 2083. (in Chinese)
[28] 王涛, 赵延芳, 何福红, 等. 基于 ZY - 3 和图像融合的冲沟参数提取研究[J]. 农业现代化研究, 2016, 37(6): 1190 - 1197.
WANG Tao, ZHAO Yanfang, HE Fuhong, et al. Extracting gully parameters using multispectral (MS) and panchromatic (PAN) fusion image of the Zi Yuan - 3 (ZY - 3) satellite[J]. Research of Agricultural Modernization, 2016, 37(6): 1190 - 1197. (in Chinese)
[29] SINGH S, TIWARI K C. Exploring the optimal combination of image fusion and classification techniques[J]. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2021, 24: 100642.
[30] 马驰, 刘晓波. 基于 Sentinel - 1/2 的土壤盐分含量反演研究[J]. 干旱地区农业研究, 2022, 40(5): 252 - 259.
MA Chi, LIU Xiaobo. Inversion of soil salt content based on Sentinel - 1/2[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2022, 40(5): 252 - 259. (in Chinese)
[31] 许璟, 安裕伦, 刘绥华, 等. 高原山区星载合成孔径雷达数据与多光谱数据的图像融合探究——以贵州省毕节市为例[J]. 地球与环境, 2015, 43(4): 457 - 463.
XU Jing, AN Yulun, LIU Suihua, et al. Image fusion of spaceborne SAR data and multi spectral data for mountainous plateaous: a case study on Bijie City, Guizhou Province, China[J]. Earth and Environment, 2015, 43(4): 457 - 463. (in Chinese)
[32] WANG J, DING J, YU D, et al. Capability of Sentinel - 2 MSI data for monitoring and mapping of soil salinity in dry and wet seasons in the Ebinur Lake region, Xinjiang, China[J]. Geoderma, 2019, 353: 172 - 187.
[33] 杜瑞麒, 陈俊英, 张智韬, 等. Sentinel - 2 多光谱卫星遥感反演植被覆盖下的土壤盐分变化[J]. 农业工程学报, 2021, 37(17): 107 - 115.
DU Ruiqi, CHEN Junying, ZHANG Zhitao, et al. Inversing soil salinity under vegetation cover using Sentinel - 2 multispectral satellite remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(17): 107 - 115. (in Chinese)
[34] 程娟娟. 高校科研与教学关系实证研究——基于皮尔逊相关系数的分析[J]. 中国高校科技, 2022(10): 46 - 52.
[35] 曾涛, 琚存勇, 蔡体久, 等. 利用变量投影重要性准则筛选郁闭度估测参数[J]. 北京林业大学学报, 2010, 32(6): 37 - 41.
ZENG Tao, JU Chunyong, CAI Tijiu, et al. Selection of parameters for estimating canopy closure density using variable importance of projection criterion[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2010, 32(6): 37 - 41. (in Chinese)
[36] 张政, 冯国双. 变量投影重要性分析在自变量筛选中的应用[J]. 现代预防医学, 2012, 39(22): 5813 - 5815.
ZHANG Zheng, FENG Guoshuang. Application of variable importance for projection in the variables selection[J]. Modern

Preventive Medicine, 2012, 39(22): 5813－5815. (in Chinese)

[37] 王耀民, 陈皓锐, 陈俊英, 等. 光谱指数筛选方法与统计回归算法结合的水稻估产模型对比[J]. 农业工程学报, 2021, 37(21): 208－216.
WANG Yaomin, CHEN Haorui, CHEN Junying, et al. Comparation of rice yield estimation model combining spectral index screening method and statistical regression algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(21): 208－216. (in Chinese)

[38] 吴鹏, 夏楚瑜,何聪聪. 区域产业结构贸易结构的关联匹配研究——基于灰色关联算法[J]. 系统科学与数据, 2020, 40(11): 1950－1966.
WU Peng, XIA Chuyu,HE Congcong. Research on correlation and matching of regional industrial structure and trade structure: based on grey association algorithm[J]. Journal of Systems Science and Mathematical, 2020,40(11): 1950－1966. (in Chinese)

[39] 吴新民, 潘根兴. 影响城市土壤重金属污染因子的关联度分析[J]. 土壤学报, 2003,40(6): 921－928.
WU Xinmin, PAN Genxing. The correlation analysis between the content of heavy metals and the factors influencing the pollution of heavy metals in urban soils in Nanjing City[J]. Acta Pedologica Sinica, 2003,40(6): 921－928. (in Chinese)

[40] 张智韬, 杜瑜燕, 劳聪聪,等. 基于雷达遥感的不同深度土壤含盐量反演模型[J]. 农业机械学报, 2020,51(10): 243－251.
ZHANG Zhitao, DU Yuyan, LAO Congcong,et al. Inversion model of soil salt content in different depths dased on radar remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(10):243－251. (in Chinese)

[41] MAO S, ZHOU J, HAO M, et al. BP neural network to predict shelf life of channel catfish fillets based on near infrared transmittance (NIT) spectroscopy[J]. Food Packaging and Shelf Life, 2023, 35: 101025.

[42] 王桥, 叶敏, 魏孟, 等. 基于 ELM 和 MCSCKF 的锂离子电池 SOC 估计[J]. 工程科学学报, 2023, 45(6): 995－1002.
WANG Qiao, YE Min, WEI Meng, et al. ELM- and MCSCKF-based state of charge estimation for lithiumion batteries[J]. Chinese Journal of Engineering, 2023, 45(6): 995－1002. (in Chinese)

[43] GHOLIZADEH M, JAMEI M, AHMADIANFAR I, et al. Prediction of nanofluids viscosity using random forest (RF) approach[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2020, 201: 104010.

[44] 贺玉洁,张智韬,巴亚岚,等. 基于 Sentinel－2 卫星数据的灌区农田土壤水盐协同反演[J]. 农业工程学报, 2023, 39(19): 111－121.
HE Yujie, ZHANG Zhitao, BA Yalan, et al. Synergistic inversion of water and salt in irrigated agricultural soils based on Sentinel－2[J]. Transactions of the CSAE, 2023,39(19):111－121. (in Chinese)

[45] BELTRÁN-MARCOS D, SUÁREZ-SEOANE S, FERNÁNDEZ-GUISURAGA J M, et al. Relevance of UAV and Sentinel－2 data fusion for estimating topsoil organic carbon after forest fire[J]. Geoderma, 2023, 430: 116290.

[46] KULKARNI S C, REGE P P. Pixel level fusion techniques for SAR and optical images: a review[J]. Information Fusion, 2020, 59: 13－29.

(上接第 148 页)

[21] 于畅畅,徐丽明,王庆杰,等. 篱架式栽培葡萄双边作业株间自动避障除草机设计与试验[J]. 农业工程学报,2019, 35(5):1－9.
YU Changchang, XU Liming, WANG Qingjie, et al. Design and experiment of bilateral operation intra-row auto obstacle avoidance weeder for trellis cultivated grape[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(5): 1－9. (in chinese)

[22] 中国农业机械化科学研究院. 农业机械设计手册[M]. 北京:中国科学技术出版社,2007.

[23] 王金武,王奇,唐汉,等. 水稻秸秆深埋整秆还田装置设计与试验[J]. 农业机械学报,2015,46(9):112－117.
WANG Jinwu, WANG Qi, TANG Han, et al. Design and experiment of rice straw deep buried and whole straw returning device[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(9): 112－117. (in Chinese)

[24] 马帅,徐丽明,邢洁洁,等. 叶轮旋转式葡萄藤埋土单边清除机研制[J]. 农业工程学报,2018,34(23):1－10.
MA Shuai, XU Liming, XING Jiejie, et al. Development of unilateral cleaning machine for grapevine buried by soil with rotary impeller[J]. Transactions of the CSAE, 2018,34(23): 1－10. (in Chinese)

[25] 徐向宏,何明珠. 试验设计与 Design-Expert、SPSS 应用[M]. 北京:科学出版社,2010:146－157.

[26] 葛玉晓. 大豆株间除草装置设计与试验研究[D]. 哈尔滨:东北农业大学,2016.
GE Yuxiao. Design and experimental study on intra-row weeding equipment for soybean[D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2016. (in Chinese)