

基于超宽带雷达和多光谱数据融合的土壤含水率检测

郭 交^{1,2} 白清源¹ 郭文川^{1,3}

(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100;

2. 陕西省农业信息感知与智能服务重点实验室, 陕西杨凌 712100;

3. 农业农村部农业物联网重点实验室, 陕西杨凌 712100)

摘要: 土壤含水率监测是精准农业的重要组成部分,对于农情监测和农业生产起着关键性作用。超宽带雷达由于其体积小、质量轻、穿透力强和功耗低等特性已被广泛应用于土壤含水率监测研究。而现有超宽带雷达反演土壤含水率多为理想裸土情况,实际应用中地表植被覆盖会对结果造成较大影响,针对此问题,融合超宽带雷达和多光谱数据,利用支持向量机(SVM)模型对农田尺度不同植被覆盖下的土壤含水率进行分级预测,以减小植被对预测精度的影响。研究表明,在超宽带雷达回波数据提取出的不同时域特征组合中,选用峰值因子、峭度、均方根、峰-峰值、最大幅值、方差、偏斜度、平均值和最小幅值9个时域特征作为SVM模型输入特征预测结果最好,总体精度为95.59%,Kappa系数为0.949 2。加入植被指数NDVI后,不同时域特征组合作为特征输入的模型精度均有显著提高,其中将9个时域特征与NDVI共同作为SVM输入预测效果最佳,总体精度为98.09%,Kappa系数为0.978 0,与不考虑植被影响的预测结果比较,总体精度提高了2.50个百分点,Kappa系数提高了0.028 8。

关键词: 土壤含水率; 超宽带雷达; 多光谱; 数据融合; 支持向量机

中图分类号: S24

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2021)09-0241-09

OSID:



Monitoring Method of Soil Moisture Based on Ultra-wide Band Radar and Multispectral Data

GUO Jiao^{1,2} BAI Qingyuan¹ GUO Wenchuan^{1,3}

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. Shaanxi Key Laboratory of Agriculture Information Perception and Intelligent Service, Yangling, Shaanxi 712100, China

3. Key Laboratory of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: Soil moisture monitoring is an important part of precision agriculture, and it plays a key role in monitoring agricultural conditions and agricultural production. Ultra-wide band (UWB) radar has been widely used in soil moisture monitoring due to its small size, light weight, strong penetrating power and low power consumption. However, most of soil moisture retrieved with UWB radar is for the case of ideal bare soil conditions. In practical applications, surface vegetation coverage will have a great impact on the results. To solve this problem, support vector machines (SVM) model was used to predict soil moisture under different vegetation coverages in farmland scale by combining UWB radar and multispectral data, so as to eliminate or mitigate the effect of vegetation coverage. The experimental results showed that among different time-domain feature combinations extracted from UWB radar echo data, SVM model with the inputs of nine selected time domain features, including crest factor, kurtosis, root mean square, peak-to-peak value, maximum amplitude, variance, skewness, average and minimum, generated the best prediction results, and the overall accuracy and Kappa coefficient were 95.59% and 0.949 2, respectively. After adding the normalized difference vegetation index (NDVI), the model accuracy for different time-domain feature combinations was significantly improved. Among them, the results by combining the nine selected time-domain features and NDVI were the best, and the overall accuracy and Kappa coefficient reached 98.09% and 0.978 0, which were raised by 2.50 percentage points and 0.028 8 compared with those without considering the influence of vegetation covers.

Key words: soil moisture; ultra-wide band radar; multispectral; data fusion; support vector machines

收稿日期: 2020-10-07 修回日期: 2020-11-07

基金项目: 国家自然科学基金项目(51979233,41301450)和陕西省重点研发计划项目(2020GY-162)

作者简介: 郭交(1984—),男,副教授,博士,主要从事农业遥感和精准农业研究,E-mail: jiao.g@163.com

通信作者: 郭文川(1969—),女,教授,博士生导师,主要从事智能检测技术与装备研究,E-mail: guowenchuan69@126.com

0 引言

土壤含水率是农业、生态、气象和水文等学科的重要参数之一^[1-2],对农作物生长具有重要作用,实时监测农作物的含水率情况,不仅对评价农作物健康水平有着重要意义,而且在节水灌溉、农作物光合作用和养分吸收以及产量预测等方面都具有重要作用^[3-4]。

当前测定土壤含水率的方法,如烘干法^[5]、中子法^[6-7]、时域反射法 (Time domain reflectometry, TDR)^[8-9]、热脉冲法^[10]等,能够较为准确地进行单个土样或者单点的小尺度测定。但数据时效性较差,很难保证测量数据的同步性,而且只能用一个或几个点的数据来表征大范围面的数据,若直接用于大面积测量,则耗费大量人力物力^[11]。近年来随着星载遥感技术的迅速发展,基于卫星数据来反演土壤含水率已成为一种解决土壤含水率监测问题的新方法^[12-16],但受到当前卫星传感器的限制,在对局部农田进行反演时精度比较低,同时该方法受卫星重访周期和过境时天气影响比较大,很难有效指导精准农业生产活动^[17-18]。低空扫描法是一种将雷达架设于地面一定高度处观测一定范围土壤含水率的方法^[19-20],这种方法操作简单,测量效率高并保持很高的精确性,比较适合于表层土壤含水率快速检测,但传统上与低空扫描法配合使用的雷达尺寸过大,测量难度和成本较高^[21]。近些年来,由于超宽带 (Ultra-wide band, UWB) 雷达体积小、质量轻、穿透力强、抗干扰和低功耗的特性^[22],被越来越多地应用于土壤含水率相关的研究中,而且将超宽带雷达模块与低空扫描法相结合,可以简化低空扫描法中土壤信号采集的难度。

一些学者利用模糊逻辑系统、人工神经网络等手段对从超宽带雷达测量数据中得到土壤含水率相关信息进行了研究^[23-27],所选择的试验条件都是平坦裸土。但在实际的农田环境中,土壤上均会存在不同的植被覆盖且土壤中石子与秸秆残渣等干扰较多,这些都会影响土壤含水率监测的精度。而微波遥感不如光学遥感形象直观,易于理解。植被的雷达后向散射与系统参数 (波长、入射角、极化方式)、植被参数以及地表参数均有关,电磁波与植被之间的相互作用是比较复杂的。为了对这个复杂的过程进行理解并提高地表参数的反演精度,研究人员通过对植被微波后向散射特性的研究,建立了各种类型的植被微波后向散射模型^[28]。目前已有学者直接通过植被指数来消除植被覆盖产生的影响^[29]。

基于以上分析,本文以土壤含水率为研究对象,

在 10 块不同植被覆盖情况的试验田中进行不同土壤含水率的超宽带回波信号采集,试验中土壤含水率均采用体积含水率 (Variable water content, VWC) 计算。通过无人机多光谱遥感获得 10 块试验田的多光谱图像,进而计算其对应的归一化植被指数 (NDVI),以此来消除植被覆盖所产生的雷达后向散射影响。将无人机多光谱图像与超宽带雷达模块 (PulsOn 440, P440) 的低空扫描法相结合,融合多光谱与超宽带雷达数据,利用支持向量机 (SVM) 模型实现对不同程度植被覆盖土壤含水率进行分级预测。在此基础上,研究对比融合多源数据与只采用超宽带雷达回波数据的预测精度,并建立农田尺度上最优的土壤含水率预测模型。

1 研究区域与试验方法

1.1 研究区域

试验地点为陕西省咸阳市杨陵区某处试验田,土壤类型为陕西省关中地区的壤土,总面积约为 100 m²,总体植被覆盖度约为 42.10%,植被覆盖高度为 0~30 cm。选择其中不同植被覆盖的 10 块试验地,植被覆盖类型为杂草,每块试验田的大小约为 2.5 m × 2.5 m。图 1a 为试验区域总体示意图,图 1b、1c 为具体地块试验过程中无人机定点拍摄的多光谱影像 RGB 波段融合后图像。

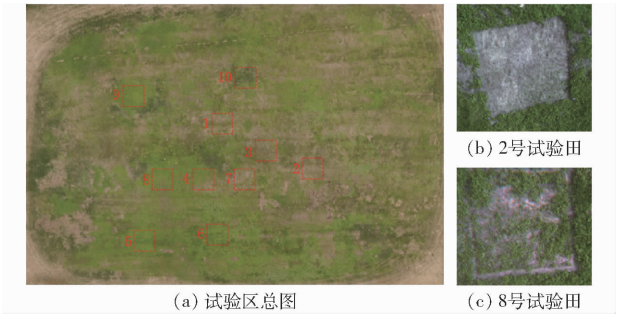


图 1 试验区示意图

Fig.1 Maps of experiment area

1.2 试验设备

(1) 超宽带雷达模块

选用的超宽带雷达模块是美国 Time Domain 公司的 PulsOn 440 单基站雷达模块,实物图如图 2 所示。它是一种工作频率在 3.1~4.8 GHz 之间的超宽带雷达,能够采用双向飞行时间方式在 2 个以上的模块之间进行精确测距与通信,也可以作为单基地雷达、双基地雷达或者多基地雷达工作。P440 单基站雷达模块功耗低,供电电压为直流 4.5~48 V,小型移动电源就可以满足其长时间稳定的供电需求,同时其尺寸小、质量轻的特点使其便携性很强,同时具有很强的穿透力。这些特性使其可以很好地

适应农田间复杂的实际农情环境,方便田间试验时数据的采集,完成长时间高效率测量任务。

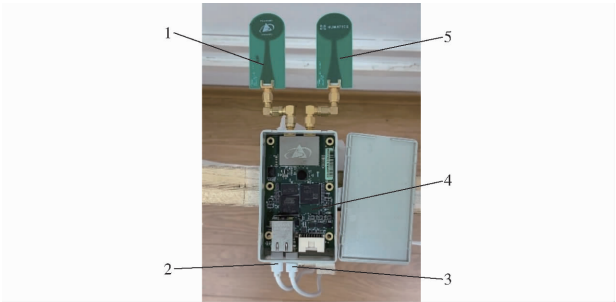


图2 PulsOn 440 超宽带雷达

Fig.2 PulsOn 440 ultra-wide band radar

1. 发射天线 2. 电源接口 3. 数据接口 4. P440 主板 5. 接收天线

(2) 雷达天线

雷达天线选用 P440 标配的 BroadSpec 天线,实物图如图 2 所示。该天线是一种椭圆形的平面偶极子天线,通过标准 SMA 公接口连接到 P440 模块的两个天线端口,能够提供全方向发射和接收模式。其时域特性和频域特性十分稳定,适用于 P440 模块的信号传输要求,有效射频带宽范围为 3.1 ~ 5.3 GHz,天线效率约为 90%。

(3) 土壤含水率测定仪

使用顺科达 TR-6D 型土壤温湿度计测量土壤的体积含水率。TR-6D 是一种便携式土壤温湿度测量仪,具有体积小、质量轻、能耗低的优点,可以很好地适应农田间的复杂实际情况。含水率测量范围为 0 ~ 100%,精度为 $\pm 2\%$ 。TR-6D 采用接触式的测量法,所用探针长度为 70 mm,垂直安装时传感器可测量近 60 mm 长感应区间的土壤体积含水率。

(4) 无人机与多光谱相机

采用搭载多光谱相机的无人机获取不同植被覆盖情况试验地块的多光谱图像。所用无人机型号为四旋翼的大疆 M100,搭载的多光谱相机为 MicaSense 的 Red Edge 五通道多光谱相机,其光谱参数如表 1 所示。该相机带有光强传感器和灰板,可以在无人机航拍飞行过程中矫正外界光线变化对光谱造成的影响,并对航拍影像进行反射率矫正^[30]。

表 1 Red Edge 的光谱参数

Tab.1 Spectral parameters of Red Edge nm

谱带名称	中心波长	半峰全宽
蓝	475	20
绿	560	20
红	668	10
近红外	840	40
红边	717	10

1.3 试验方法

本文采用低空扫描法进行土壤回波信号的采集。低空扫描法是利用分析接收的微波信号与土壤样品含水率之间的关系来反演土壤含水率。基于低空扫描法的数据测量系统由 P440 超宽带雷达、发射天线、土壤样品、接收天线、计算机和其余辅助装置构成。待测土壤区域处于发射天线和接收天线中间正下方,通过 P440 超宽带雷达模块完成回波信号的发射与接收,计算机用于回波信号的储存和数据分析,如图 3 所示。



图3 室外试验环境

Fig.3 Outdoor experiment environment map

1.4 试验步骤

(1) 考虑到雷达天线耦合噪声的影响,在采集测量过程中 P440 雷达应高于地面 0.8 m 以上^[31]。选取周围比较空旷的试验田进行试验,搭建好雷达固定支架后,将 P440 雷达放置在距离地面 1.0 m 的高度位置进行回波信号的采集,通过 USB 接口与计算机连接,利用 MRM 软件控制回波信号数据采集的开始和停止,并将接收信号数据直接储存在计算机中以便进行后期数据处理。

(2) 使用 P440 超宽带雷达在 10 块不同植被覆盖情况的试验田中进行不同含水率的土壤雷达回波数据采集。共采集了 40 个不同含水率的土壤雷达回波信号,土壤含水率区间为 14.10% ~ 28.59%,符合实际农田土壤含水率的情况。将土壤含水率从 14.01% 开始按照 2% 的差值分为 8 级,其中第 1 级为 14.01% ~ 16.00%,第 2 级为 16.01% ~ 18.00%,以此类推第 8 级为 28.01% ~ 30.00%。每个含水率含有 1 000 个回波信号样本,按照 3:1 的比例将 750 个样本作为训练集,250 个样本作为测试集。

(3) 使用 TR-6D 型土壤温湿度计测量土壤的体积含水率,测量区域为 P440 雷达下方的 1.5 m × 1.5 m 矩形区域。测量时选择区域内不同位置的 12 个点进行测量并记录数据,去除最低值和最高值后对 10 个点的体积含水率取平均值作为此次试验土壤的实际体积含水率。

(4) 使用搭载多光谱相机的无人机对试验田进

行拍照,获得试验区域的无人机多光谱遥感图像,用于计算不同试验地块对应的植被指数。

2 数据处理

2.1 雷达回波信号提取

P440 超宽带雷达采集的回波信号中,每个回波的离散时间长度为 480 ns,首先需要从回波信号中提取出含有土壤含水率信息的有用信号。根据雷达波时延公式,可以得到最先接收到含有土壤表层信息的回波信号的时间,从而在所有信号中提取出含有土壤信息的回波信号的起始点,公式为

$$\Delta t = \frac{2R}{V}$$
(1)

$$m = \frac{\Delta t}{\tau}$$
(2)

$$V = \frac{C}{\sqrt{\xi_r}}$$
(3)

式中 V ——雷达回波信号传播速度
 R ——雷达波传播距离,取 1.0 m
 τ ——P440 的信号采样频率,取 61 p/s
 Δt ——传播时间 m ——时间指数
 C ——光速 ξ_r ——介电常数

解得 m 约为 109,表明每个回波的离散时间长度 480 ns 中,从 109 ns 起才包含有与土壤含水率有关信息,因此舍弃前 108 ns,将样本的离散时间长度缩小为 372 ns。雷达波在土壤中的穿透深度约为 0.5 m^[32],其在土壤中的传播速度如式(3)所示,其中土壤的介电常数介于 4~40 之间,由经验公式可得含水率 30% 土壤的介电常数约为 20^[33],可以通过式(3)计算出包含土壤信息的有效回波信号采样离散时间长度约为 244 ns,本试验中取 250 ns,即一个回波信号样本中 109~359 ns 的离散时间长度上的信息是包含土壤信息的有效回波信号。以土壤体积分含水率为 22.28% 为例,如图 4 所示。

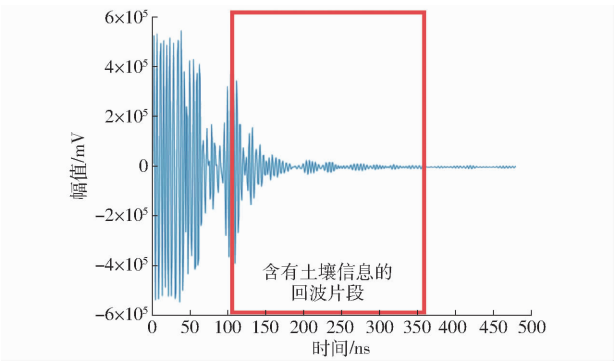


图 4 提取样本中有用的回波信号示意图
Fig.4 Schematic of useful echo signal in extracted sample

本研究中植被覆盖高度约为 0.3 m,即雷达与

植被距离约为 0.7 m。根据雷达波延时公式可以计算出每个回波的离散时间长度 480 ns 中,约从 76 ns 起包含有与植被有关信息。将 8 号试验田 24.31% 与 9 号试验田 24.40% 的雷达回波样本进行比较分析,结果如图 5 所示。从图中可以看出,约 70 ns 开始两种雷达回波产生较为明显的变化,这是因为采集的雷达回波中开始包含植被信息,与计算结果一致,后续采集到的回波中均包含植被对回波散射产生的噪声信息。

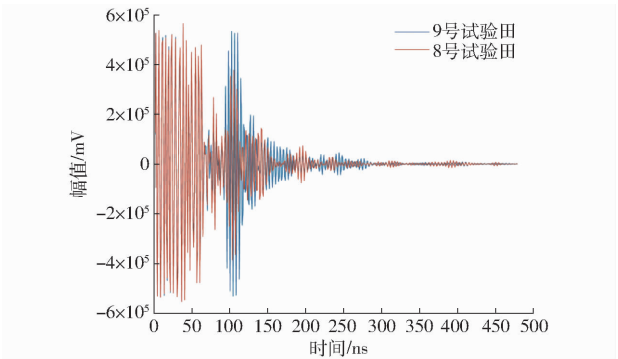


图 5 不同植被覆盖土壤雷达回波样本对比
Fig.5 Comparison of soil radar echo samples with different vegetation coverage

2.2 雷达回波时域特征提取

由于农田中环境比较复杂,超宽带回波信号采集过程中噪声比较严重且无法很好地直接剔除,而且 UWB 信号是非平稳信号,幅值较大,信息冗余较多,若直接采用提取出来的含有土壤信息的回波信号进行建模,消耗时间过长且无法避免噪声带来的影响,因此本文对每一个采集的回波信号进行时域特征提取,选用平均值、方差、最大幅值、最小幅值、峰-峰值、均方根、偏斜度、峰值因子和峭度 9 个时域特征。用提取出来的 9 个回波时域特征参数来表征原始超宽带回波信号。

2.3 植被指数计算

根据植被的光谱特性,将多光谱相机拍摄的可见光和近红外波段进行组合,计算出植被指数 NDVI。NDVI 可以消除大部分与仪器定标、太阳角、地形、云阴影和大气条件有关辐照度的变化,是目前已有的 40 多种植被指数中应用最广的一种^[34-35]。

计算得出 10 块试验田的 NDVI 分别为 0.002 3、0.000 3、0.037 8、0.268 7、0.349 6、0.364 1、0.006 8、0.123 4、0.572 8、0.109 0,本研究中 1、2、3、7 号试验田植被覆盖十分稀疏,4、5、6、8、9、10 号试验田有不同程度明显植被覆盖。

2.4 支持向量机模型

支持向量机 (Support vector machines, SVM) 可用于模式分类和非线性回归,主要思想是建立一个

分类超平面作为决策曲面,使得正例和反例之间的隔离边缘被最大化。其特点使用核函数、稀疏解、边界追踪控制边界和支持向量数目。SVM 的计算复杂度不依赖于输入空间的维数,同时具有良好的泛化能力,分类精度比较高。在 SVM 中,输入样本 x 首先通过非线性映射 $\Phi(x)$ 映射到一个高维的特征空间,然后在这个特征空间中建立一个线性模型来估计回归函数,公式为

$$f(x, \omega) = \omega \Phi(x) + b \tag{4}$$

式中 ω ——超平面的法向量

b ——超平面的截距

通过引入拉格朗日函数将约束优化问题转换成对偶问题,通过结对偶函数得到式(4)的解为

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n_{sv}} (a_i - a_i^*) K(x_i, x) + b \tag{5}$$

式中 a_i, a_i^* ——拉格朗日乘子,只有一小部分不为 0,其对应的样本就是支持向量 (SVM)

n_{sv} ——支持向量的个数

$K(x_i, x)$ ——核函数

2.5 模型评价指标

本文采用混淆矩阵对不同特征输入情况下的预测结果进行精度分析比较。基于混淆矩阵计算总体精度 (Overall accuracy, OA) 和 Kappa 系数。总体精

度和 Kappa 系数都可用于对比预测结果的精度, Kappa 系数可以分为 5 组来表示不同级别的一致性:0 ~ 0.20,极低一致性;0.21 ~ 0.40,一般一致性;0.41 ~ 0.60,中等一致性;0.61 ~ 0.80,高度一致性;0.81 ~ 1.00,几乎完全一致。

3 结果与分析

3.1 回波信号时域特征相关性分析

将超宽带雷达回波提取到的 9 个时域特征分别求取平均值后按照含水率从低到高进行绘图,结果如图 6 所示。第 1 组土壤回波信号实际含水率最低,第 40 组土壤回波信号实际含水率最高。

从图 6 中可以看出,随着土壤含水率的增加, 9 个回波时域特征均有不同程度起伏变化。灰色关联分析是对一个系统发展变化态势的定量描述和比较的方法,它反映了曲线间的关联程度,通常用于分析各个因素对于结果的影响程度。本文使用灰色关联分析对从雷达回波信号中提取出来的 9 个时域信号特征分别与土壤含水率进行相关性分析,相关性从高到底排序依次为峰值因子、峭度、均方根、峰-峰值、最大幅值、偏斜度、方差、平均值、最小幅值。峰值因子与土壤含水率关联度最高,为 0.822 9,而最小幅值与含水率的关联度最低,为 0.756 2,图 6 中最小幅值随着含水率升高的变换曲线相对较平缓,

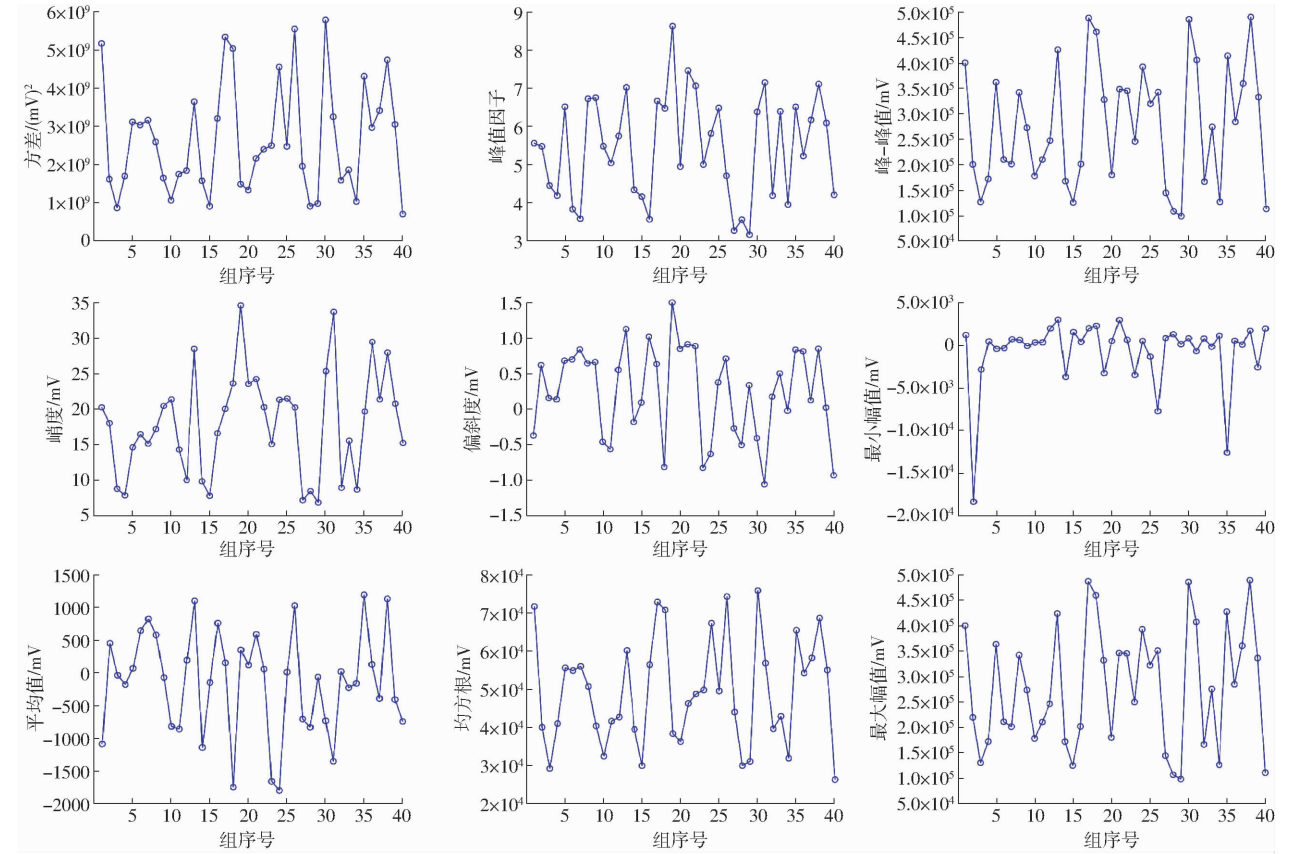


图 6 回波时域特征图

Fig. 6 Echo time domain characteristic maps

波动不明显也可以验证灰色关联分析结果的正确性。

将 9 个时域特征按照相关度由高到低排列,前 3 个特征组合为 a1,即峰值因子、峭度和均方根的组合,中间 3 个特征组合为 a2,即峰-峰值、最大幅值和方差的组合,后 3 个特征组合为 a3,即偏斜度、平均值和最小幅值的组合。

3.2 不同特征组合的模型精度分析

根据灰色关联分析,按照相关度从高到低,本文分别将最高的 3 个时域特征、6 个时域特征和全部 9 个时域特征组合在一起作为 SVM 分类的输入特征,同时加入植被指数 NDVI。输入特征组合分别为 a1、a1 + NDVI、a1 + a2、a1 + a2 + NDVI、a1 + a2 + a3 和 a1 + a2 + a3 + NDVI,不同参数组合下 SVM 预测结果如表 2 所示,其中特征组合为 a1、a1 + NDVI、a1 + a2 + a3 和 a1 + a2 + a3 + NDVI 的预测结果如图 7 所示。

表 2 不同特征组合下 SVM 模型预测结果
Tab.2 Classification results of SVM model under different feature combinations

输入特征组合	总体精度(OA)/%	Kappa 系数
a1	64.88	0.594 8
a1 + NDVI	77.24	0.737 2
a1 + a2	74.03	0.701 6
a1 + a2 + NDVI	87.60	0.857 0
a1 + a2 + a3	95.59	0.949 2
a1 + a2 + a3 + NDVI	98.09	0.978 0

3 种时域特征组合中,a1 特征组合的预测效果最差,总体精度为 64.88%,Kappa 系数为 0.594 8,最优组合为 a1 + a2 + a3 特征组合,总体精度为 95.59%,Kappa 系数为 0.949 2。a1 + a2 + a3 特征组合作为特征输入比 a1 特征组合的预测精度提高了 30.71 个百分点,Kappa 系数提高了 0.354 4,比 a1 + a2 特征组合的预测精度提高了 21.56 个百分点,Kappa 系数提高了 0.247 6。引入植被指数 NDVI 后,a1 + NDVI 组合作为特征输入总体精度为 77.24%,Kappa 系数为 0.737 2。a1 + a2 + a3 + NDVI 组合作为特征输入总体精度为 98.09%,Kappa 系数为 0.978 0,在 6 种特征输入组合中总体精度和 Kappa 系数均为最高,预测效果最佳。加入 NDVI 后的 3 种不同时域特征组合分类模型比未加入 NDVI 的总体精度分别提高了 12.36、13.57、2.50 个百分点,Kappa 系数分别提高了 0.142 4、0.155 4、0.028 8,效果与未加入 NDVI 相比提升显著。不同的时域特征组合结合 NDVI 共同作为 SVM 特征输入后,总体精度和 Kappa 系数均有明显提高。

3.3 不同植被覆盖试验田的模型精度分析

本文中将稀疏植被覆盖的 1、2、3、7 号试验田分为一组,将有不同程度植被覆盖的 4、5、6、8、9、10 号试验田分为一组,对比将 9 个雷达回波信号时域特征作为 SVM 模型输入特征时,引入植被指数 NDVI 对于模型精度的影响,结果如表 3 所示。由表 3 可得:

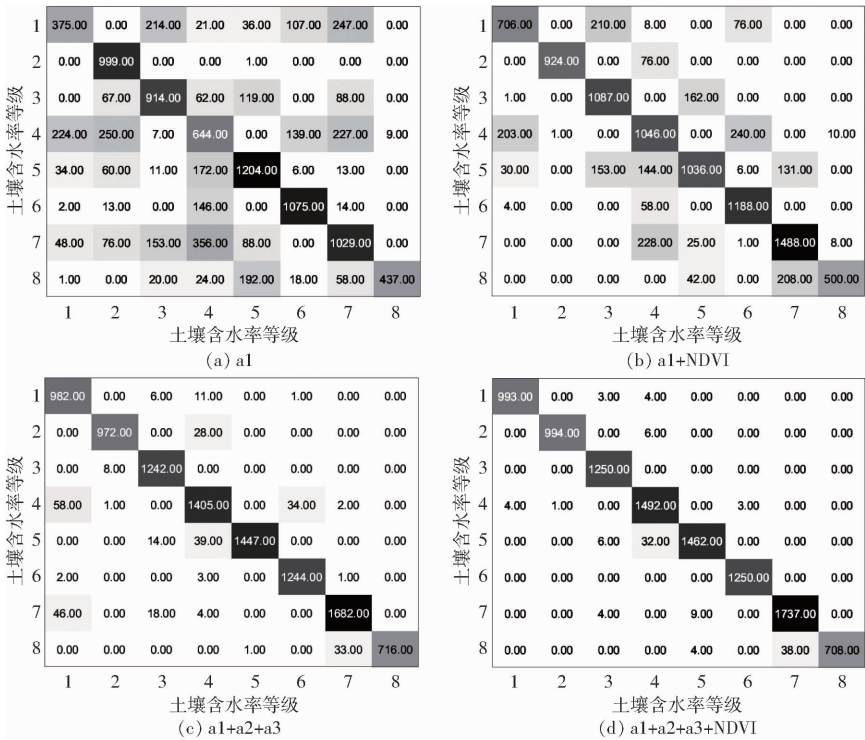


图 7 不同特征组合预测标签与真实标签的混淆矩阵
Fig.7 Confusion matrix with different feature combinations

表 3 不同植被覆盖数据的模型精度

Tab.3 Model accuracy of different vegetation

coverage data		
土壤类型	输入特征	总体精度(OA)/%
稀疏植被覆盖	a1 + a2 + a3	94. 23
	a1 + a2 + a3 + NDVI	95. 85
明显植被覆盖	a1 + a2 + a3	96. 55
	a1 + a2 + a3 + NDVI	99. 60

(1)植被覆盖十分稀疏的试验田随着太阳自然暴晒、土壤含水率降低的同时,不同试验田地表存在各不相同、不同程度的龟裂情况且石块裸露于地表。由于数据采集周期的原因,植被覆盖稀疏的试验田中地表龟裂程度变化对于雷达回波影响较大。对 1、2、3、7 号试验田植被指数归一化之后方差为 0. 218 6,而 4、5、6、8、9、10 号试验田植被指数归一化之后方差为 0. 139 1,极其稀疏植被覆盖的 4 块地之间差别大于有明显植被覆盖的试验田,因此 a1 + a2 + a3 特征组合作为模型输入时模型精度较差,略低于有明显植被覆盖的试验田。

(2)对于植被覆盖十分稀疏的试验田,通过多光谱遥感数据获得 NDVI 指数引入 SVM 模型中可以提高模型精度,本研究中 4 块近乎稀疏植被覆盖的试验田引入 NDVI 后土壤含水率预测精度提高了 1. 62 个百分点。对于有明显植被覆盖的试验田,引入植被指数 NDVI 后土壤含水率预测精度提高了

3. 05 个百分点。
(3)通过 NDVI 指数的引入,有明显植被覆盖试验田采集的数据进行分类建模后精度提升大于稀疏植被覆盖的试验田采集的数据,说明 NDVI 这一特征对于土壤含水率分类中植被的影响较为敏感,能够一定程度上降低由植被覆盖等因素所带来的噪声,提高模型精度。

4 结论

(1)超宽带雷达回波信号进行时域特征提取之后,提取的 9 种时域特征采用灰色关联分析后峰值因子与土壤含水率的关联度最高,最小幅值与土壤含水率的关联度最低。
(2)选用超宽带雷达回波的峰值因子、峭度、均方根、峰-峰值、最大幅值、方差、偏斜度、平均值和最小幅值 9 个时域特征作为 SVM 模型输入预测效果最佳,总体精度为 95. 59%,Kappa 系数为 0. 949 2。
(3)引入植被指数 NDVI 作为 SVM 特征输入后,3 种不同时域特征组合的总体精度和 Kappa 系数都有显著提升,9 个时域特征与 NDVI 共同作为 SVM 输入特征模型效果最佳,总体精度为 98. 09%,Kappa 系数为 0. 978 0。
(4)植被指数 NDVI 的引入,对于有明显植被覆盖的情况,模型精度的提升优于稀疏植被覆盖情况。

参 考 文 献

[1] 蔡庆空,陶亮亮,蒋瑞波,等. 基于理论干湿边与改进 TVDI 的麦田土壤含水率估算研究[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 202 - 209.
CAI Qingkong, TAO Liangliang, JIANG Ruibo, et al. Soil moisture estimation of wheat field based on theoretical dry-wet edge and improved TVDI[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 202 - 209. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200723&journal_id=jcsam. DOI:10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2020. 07. 023. (in Chinese)

[2] 陈仲新,任建强,唐华俊,等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 748 - 767.
CHEN Zhongxin, REN Jianqiang, TANG Huajun, et al. Progress and perspectives on agricultural remote sensing research and applications in China [J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 748 - 767. (in Chinese)

[3] 高志涛,刘卫平,赵燕东. 基于电容法的非接触式土壤含水率传感器设计与性能分析[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(11): 185 - 191.
GAO Zhitao, LIU Weiping, ZHAO Yandong. Design and performance analysis of soil moisture sensor based on capacitance technology[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(11): 185 - 191. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20161125&journal_id=jcsam. DOI:10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2016. 11. 025. (in Chinese)

[4] 赵燕东,董晓晨,李宁. 线区域尺度土壤含水率实时测量方法研究[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(6): 168 - 174.
ZHAO Yandong, DONG Xiaochen, LI Ning. Real-time soil moisture measurement method on line scale[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(6): 168 - 174. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150624&journal_id=jcsam. DOI:10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2015. 06. 024. (in Chinese)

[5] KELLY B C, SIVAKUMAR V. Water content determinations for peat and other organic soils using the oven-drying method[J]. Drying Technology, 2014, 32(6): 631 - 643.

[6] 贾晓俊,施生锦,黄彬香,等. 宇宙射线中子法测量土壤含水率的原理及应用[J]. 中国农学通报, 2014, 30(21): 113 - 117.
JIA Xiaojun, SHI Shengjin, HUANG Binxiang, et al. Principles and application of cosmic-ray neutron method for measuring soil

- moisture[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2014,30(21):113–117. (in Chinese)
- [7] 杨德志, 李琳琳, 杨武, 等. 中子法测定土壤含水量分析[J]. 节水灌溉, 2014(3):14–15.
YANG Dezhi, LI Linlin, YANG Wu, et al. Determination of soil water content by neutron method[J]. Water Saving Irrigation, 2014(3):14–15. (in Chinese)
- [8] ERNY R. Time-domain reflectometry method and its application for measuring moisture content in porous materials: a review[J]. Measurement, 2009, 42(3): 329–336.
- [9] 雷少刚, 卞正富. 探地雷达测定土壤含水率研究综述[J]. 土壤通报, 2008,39(5): 1179–1183.
LEI Shaogang, BIAN Zhengfu. A review on the determination of soil moisture content by ground penetrating radar[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2008,39(5): 1179–1183. (in Chinese)
- [10] LI M, SI B C, HU W, et al. Single-probe heat pulse method for soil water content determination: comparison of methods[J]. Vadose Zone Journal, 2016, 15(7): 1–13.
- [11] 马福建, 雷少刚, 杨赛, 等. 土壤含水率与探地雷达信号属性的关系研究[J]. 土壤通报, 2014, 45(4): 809–815.
MA Fujian, LEI Shaogang, YANG Sai, et al. Relationship between soil moisture content and GPR signal properties[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2014, 45(4): 809–815. (in Chinese)
- [12] 史舟, 梁宗正, 杨媛媛, 等. 农业遥感研究现状与展望[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(2): 247–260.
SHI Zhou, LIANG Zongzheng, YANG Yuanyuan, et al. Status and prospect of agricultural remote sensing [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(2): 247–260. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150237&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.02.037. (in Chinese)
- [13] 郭交, 刘健, 宁纪锋, 等. 基于 Sentinel 多源数据的农田地表土壤含水率反演模型构建与验证[J]. 农业工程学报, 2019, 35(14): 71–78.
GUO Jiao, LIU Jian, NING Jifeng, et al. Construction and validation of farmland surface soil moisture inversion model based on Sentinel multi-source data[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(14): 71–78. (in Chinese)
- [14] 蔡庆空, 李二俊, 陶亮亮, 等. PROSAIL 模型和水云模型耦合反演农田土壤含水率[J]. 农业工程学报, 2018, 34(20): 125–131.
CAI Qingkong, LI Erjun, TAO Liangliang, et al. Coupled inversion of farmland soil moisture by PROSAIL model and water cloud model[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(20): 125–131. (in Chinese)
- [15] 范科科, 张强, 史培军, 等. 基于卫星遥感和再分析数据的青藏高原土壤湿度数据评估[J]. 地理学报, 2018, 73(9): 170–183.
FAN Keke, ZHANG Qiang, SHI Peijun, et al. Evaluation of soil moisture data based on satellite remote sensing and reanalysis data[J]. Acta Geographica Sinica, 2018, 73(9): 170–183. (in Chinese)
- [16] 张启霖, 殷红, 纪瑞鹏, 等. 基于 NDVI–LST 模型对辽宁月尺度土壤含水率的反演[J]. 中国农业气象, 2017, 38(11): 720–728.
ZHANG Qilin, YIN Hong, JI Ruipeng, et al. Retrieval of monthly soil moisture in Liaoning Province based on NDVI–LST model[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2017, 38(11): 720–728. (in Chinese)
- [17] 陈书林, 刘元波, 温作民. 卫星遥感反演土壤含水率研究综述[J]. 地球科学进展, 2012, 27(11): 1192–1203.
CHEN Shulin, LIU Yuanbo, WEN Zuomin. Satellite retrieval of soil moisture: an overview[J]. Advances in Earth Science, 2012, 27(11):1192–1203. (in Chinese)
- [18] 刘健, 郭交, 韩文霆. 基于合成孔径雷达的土壤含水率反演研究进展[J]. 三峡生态环境监测, 2020, 5(2): 44–53.
LIU Jian, GUO Jiao, HAN Wenting. Research progress of soil moisture retrieval based on synthetic aperture radar[J]. Ecology and Environmental Monitoring of Three Gorges, 2020, 5(2): 44–53. (in Chinese)
- [19] 王田田. 基于机器学习的超宽带雷达信号土壤特征提取研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
WANG Tiantian. Soil feature extraction from UWB radar signal based on machine learning[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020. (in Chinese)
- [20] JULIEN M, PATRICK B, MARNIK V, et al. Validation of ground penetrating radar full-wave form inversion for field scale soil moisture mapping[J]. Journal of Hydrology, 2012, 424(5): 112–113.
- [21] WEIHERMULLER L, HUISMAN J A, LAMBOT S, et al. Mapping the spatial variation of soil water content at the field scale with different ground penetrating radar techniques[J]. Journal of Hydrology, 2007, 340(3–4): 205–216.
- [22] 林相泽, 王祥, 林彩鑫, 等. 基于超宽带的温室农用车辆定位信息采集与优化[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(10): 23–29, 45.
LIN Xiangze, WANG Xiang, LIN Caixin, et al. Location information collection and optimization for agricultural vehicle based on UWB[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(10): 23–29, 45. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20181003&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.10.003. (in Chinese)
- [23] ZHU F, LIU H, LIANG J. Soil moisture retrieval using fuzzy logic based on UWB signals[C]//WCSP 2015, Nanjing, 2015: 1–5.
- [24] JING L, FANG Qi Z. Soil moisture retrieval from UWB sensor data by leveraging fuzzy logic[J]. IEEE Access, 2018, 6: 29846–29857.

[25] WANG T, LIANG J, LIU X. Soil moisture retrieval algorithm based on TFA and CNN[J]. IEEE Access, 2018, 7:597 – 604.

[26] LIU X, YU X, LIANG J. Soil moisture retrieval via non-singleton fuzzy logic with UWB echoes[C] //CSPS 2016, Springer, 2016;219 – 228.

[27] LIU X, YU X, REN J, et al. Soil moisture retrieval using UWB echoes via ANFIS and ANN[C] //CSPS 2017, Urumqi, 2017;1261 – 1268.

[28] 施建成, 杜阳, 杜今阳, 等. 微波遥感地表参数反演进展[J]. 中国科学: 地球科学, 2012, 42(6): 814 – 842.
SHI Jiancheng, DU Yang, DU Jinyang, et al. Progresses on microwave remote sensing of land surface parameters[J]. Scientia Sinica(Terrae), 2012, 42(6): 814 – 842. (in Chinese)

[29] HOLTGRAVE A K, FORSTER M, GREIFENEDER F, et al. Estimation of soil moisture in vegetation-covered floodplains with Sentinel – 1 SAR data using support vector regression [J]. PFG—Journal of Photogrammetry, Remote Sensing & Geoinformationence, 2018, 86(2): 85 – 101.

[30] 韩文霆, 彭星硕, 张立元, 等. 基于多时相无人机遥感植被指数的夏玉米产量估算[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(1): 148 – 155.
HAN Wenting, PENG Xingshuo, ZHANG Liyuan, et al. Summer maize yield estimation based on vegetation index derived from multi-temporal UAV remote sensing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 148 – 155. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200116&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.01.016. (in Chinese)

[31] 刘晓旭. 基于模糊逻辑的超宽带信号提取土壤特征研究[D]. 成都:电子科技大学, 2018.
LIU Xiaoxu. Soil feature extraction from ultra wideband signal based on fuzzy logic[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2018. (in Chinese)

[32] YANG C, LIANG J. Soil pH value forecasting using UWB echoes based on ensemble methods[J]. IEEE Access, 2019, 7: 173249 – 173256.

[33] 康学远, 林琳, 刘义佳, 等. 土壤介电常数-含水量关系模型研究[J]. 中国农村水利水电, 2015(8): 8 – 12.

[34] 郭妮. 植被指数及其研究进展[J]. 干旱气象, 2003, 21(4): 71 – 75.
GUO Ni. Vegetation index and its advances[J]. Journal of Arid Meteorology, 2003, 21(4): 71 – 75. (in Chinese)

[35] 田振坤, 傅莺莺, 刘素红, 等. 基于无人机低空遥感的农作物快速分类方法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(7): 109 – 116.
TIAN Zhenkun, FU Yingying, LIU Suhong, et al. Rapid crop classification method based on UAV low altitude remote sensing [J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(7): 109 – 116. (in Chinese)

(上接第 301 页)

[50] 张富仓, 严富来, 范兴科, 等. 滴灌施肥水平对宁夏春玉米产量和水肥利用效率的影响[J]. 农业工程学报, 2018, 34(22): 111 – 120.
ZHANG Fucang, YAN Fulai, FAN Xingke, et al. Effects of irrigation and fertilization levels on grain yield and water fertilizer use efficiency of drip fertigation spring maize in Ningxia[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(22): 111 – 120. (in Chinese)

[51] WANG Y Z, ZHANG X Y, LIU X W, et al. The effects of nitrogen supply and water regime on instantaneous WUE, time-integrated WUE and carbon isotope discrimination in winter wheat[J]. Field Crops Research, 2013, 144(1): 236 – 244.

[52] 张玉铭, 张佳宝, 胡春胜, 等. 水肥耦合对华北高产农区小麦-玉米产量和土壤硝态氮淋失风险的影响[J]. 中国生态农业学报, 2011, 19(3): 532 – 539.
ZHANG Yuming, ZHANG Jiabao, HU Chunsheng, et al. Effect of fertilization and irrigation on wheat – maize yield and soil nitrate nitrogen leaching in high agricultural yield region in North China Plain[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2011, 19(3): 532 – 539. (in Chinese)

[53] HE J Q, DUKES M D, HOCHMUTH G J, et al. Identifying irrigation and nitrogen best management practices for sweet corn production on sandy soils using CERES – Maize model[J]. Agric. Water Manag., 2012, 109:61 – 70.

[54] 梁斌, 赵伟, 杨学云, 等. 长期不同施肥对旱地小麦土壤氮素供应及吸收的影响[J]. 中国农业科学, 2012, 45(5): 885 – 892.
LIANG Bin, ZHAO Wei, YANG Xueyun, et al. Effects of long-term different fertilization managements on changes of N in soil and its uptake by wheat on dryland[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2012, 45(5): 885 – 892. (in Chinese)

[55] 杨世琦, 王永生, 韩瑞芸, 等. 宁夏引黄灌区秸秆还田对麦田土壤硝态氮淋失的影响[J]. 生态学报, 2015, 35(16): 5537 – 5544.
YANG Shiqi, WANG Yongsheng, HAN Ruiyun, et al. Effect of swine manure application on nitrate leaching in winter wheat field in the Yellow River Irrigation Area of Ningxia, China[J]. Acta Ecologica Sinica, 2015, 35(16): 5537 – 5544. (in Chinese)