引文格式:朱春阳,张过,周宁,等.无道路环境车辆支承通过性全遥感反演方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(11):2247-2259.DOI:10.13203/j.whugis20250096

Citation: ZHU Chunyang, ZHANG Guo, ZHOU Ning, et al. Remote Sensing-Based Inversion Method for Vehicle Trafficability in Off-Road Environments[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, 50(11):2247-2259.DOI:10.13203/j.whugis20250096

无道路环境车辆支承通过性全遥感反演方法

朱春阳[1] 张 过[1] 周 宁[1] 秦绪文[2] 邹维列[3] 韩 仲[3]
徐 青[4] 董晓萌[5]

1 武汉大学测绘遥感信息工程全国重点实验室,湖北 武汉,430079
2 中国自然资源航空物探遥感中心,北京,100083
3 武汉大学土木建筑工程学院,湖北 武汉,430079
4 信息工程大学地理空间信息学院,河南 郑州,450001
5 中国卫星导航定位应用管理中心,北京,100088

摘 要:面向野外无道路环境下车辆的机动导航需求,实现软地面车辆支承通过性计算,对国防建设和国民经济发展具有重要的价值。针对经典通过性方法依赖原位测量,陌生大范围地域无道路环境车辆支承通过性难以计算的问题,提出车辆支承通过性遥感反演方法,并在漳州和滁州两个试验区进行验证。构建遥感土壤含水量梯度提升树反演模型,经星地同步试验,均方根误差(root mean square error, RMSE)分别为6.3 cm^3/cm^3和4.9 cm^3/cm^3,实现了浅地表土壤含水量高精度反演;构建土壤统一土壤分类体系(unified soil classification system, USCS)类型知识蒸馏反演模型,经原位测量验证,分类一致性为75.0%,实现了土壤USCS类型有效反演;集成基于土壤力学原理的土壤力学参数反演模型和车辆动力学模型,实现数字路网路段上履带/轮式车辆的沉陷和车速反演计算。经实装验证,车辙深度精度优于2 cm,车速精度优于90%。所提出的车辆支承通过性全遥感反演方法可有效计算最大车速,支持导航机动路径筹划与车辆引导的实际需求,拓展了遥感的新应用领域。

关键词:无道路环境;机动导航;支承通过性;土壤含水量;土壤USCS类型;土壤力学参数;车辆动力学模型

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2025-04-07

DOI:10.13203/j.whugis20250096 **文章编号**:1671-8860(2025)11-2247-13

Remote Sensing-Based Inversion Method for Vehicle Trafficability in Off-Road Environments

ZHU Chunyang[1] *ZHANG Guo*[1] *ZHOU Ning*[1] *QIN Xuwen*[2] *ZOU Weilie*[3] *HAN Zhong*[3]
XU Qing[4] *DONG Xiaomeng*[5]

1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China
2 China Aero Geophysical Survey and Remote Sensing Center for Natural Resources, Beijing 100083, China
3 School Of Civil Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China
4 Institute of Geospatial Information, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China
5 China National Administration of GNSS and Applications, Beijing 100088, China

Abstract: **Objectives**: To address the challenges of vehicle trafficability assessment in roadless environments, this study proposes a remote sensing inversion method for evaluating vehicle support mobility on soft terrain, validated in Zhangzhou and Chuzhou test areas. **Methods**: A gradient boosting tree model was developed to invert shallow soil moisture using remote sensing data, supported by satellite-ground synchronous experiments. A knowledge distillation model was constructed to classify soil unified soil classification

基金项目:国家重点研发计划(2024YFF0617400);中央高校基本科研业务费专项资金(2042025kf0021)。

第一作者:朱春阳,博士生,主要方向为陆域无路导航。chunyangzhu@whu.edu.cn

通信作者:张过,教授。guozhang@whu.edu.cn

system (USCS) types, verified through in situ measurements. Soil mechanical parameters and vehicle dynamics models were integrated to predict sinkage and speed for tracked/wheeled vehicles on digital road networks. **Results**: The soil moisture inversion achieved root mean square error (RMSE) values of 6.3% and 4.9%, respectively, demonstrating high accuracy. The USCS classification model showed 75.0% consistency with field data. Vehicle sinkage predictions exhibited errors below 2 cm, and speed estimation accuracy exceeded 90% in practical validations. **Conclusions**: The proposed full remote sensing inversion method enables efficient calculation of maximum vehicle speeds, supporting navigation path planning and vehicle guidance in unstructured environments. This approach demonstrates a novel and valuable application of remote sensing technology in mobility assessment and analysis.

Key words: off-road environments; maneuvering navigation; trafficability; soil moisture content; soil unified soil classification system types; soil mechanical parameters; vehicle dynamics models

在野外勘探、灾害救援、军事行动、农业监测及偏远地区开发等多种复杂应用场景中,地面车辆在无道路环境下的导航路径引导有着显著需求,其中车辆到目的地的预估到达时间(estimated time of arrival, ETA)是影响车辆任务筹划和导航效果的关键要素。这要求导航系统不仅能判断车辆能否通过预定无道路区域[1],还需计算车辆在预定无道路区域条件下可维持的最大行驶速度。

在车辆领域相关研究中,车辆能以足够高的平均速度通过坏路和无路地带(如凹凸不平地面、松软地面等)及障碍的能力称为车辆的通过性(军用车辆一般称为机动性)[2-3]。根据地面对车辆通过性影响机制的侧重点不同,通过性可分为几何通过性和支承通过性。几何通过性侧重车辆能否克服地形和障碍物;支承通过性则侧重于车辆与地面间的力学建模,分析车地交互后车辆的受力情况,进而计算车辆下陷程度和最大可行速度。现有支承通过性计算方法主要包括圆锥指数法、Bekker方法和数值模拟方法[4-6],这些方法均依赖土壤力学参数(Bekker参数)的原位测量。圆锥指数法利用圆锥贯入仪在实地测量土壤的额定圆锥指数(适用于细粒土壤)或圆锥指数(适用于粗粒土壤),以定性描述土壤承载力;Bekker方法利用贝氏仪在实地测量土壤的Bekker参数[7]定量描述土壤沉陷和剪切特性;数值模拟方法则通过原位取土测试土壤参数来标定相应的土壤理论模型。原位测量费时费力,限制了陌生区域大范围车辆支承通过性计算。为了实现陌生区域大范围车辆通过性计算,环境数据与车辆地面力学协同的通过性计算方法成为国内外学者的研究热点[8-10]。国外学者通过遥感数据和开源土壤数据库开展了统一土壤分类系统(unified soil classification system,USCS)类型和土壤级配等物理属性的获取方法研究[11-12]。美军主导的下一代北约标准机动模型,提出结合区域土壤类型数据和数值模拟方法的机动性评估框架,用于预测全局机动性地图。国内学者通过整合降水、土壤USCS类型等多源遥感数据,基于圆锥指数模型定量评估越野机动性[13-14],探索了遥感数据与车辆地面力学协同研究的可行性,但未能支撑最大可能车速计算。随着卫星遥感技术的快速发展,卫星遥感已能够开展大范围、高分辨率的地表监测[15]。基于土壤对电磁波的响应特征,可反演土壤的多种物理参数[16-17],为土壤力学参数的估算提供了可能。

本文提出了一种车辆支承通过性遥感反演方法,利用航天遥感数据反演土壤含水量和土壤USCS类型等土壤物理参数,进而利用土力学原理反演土壤力学参数,利用车辆动力学模型,实现车辆在无道路环境中支承通过性最大车速和车辙深度反演。利用哨兵1号、哨兵2号卫星数据和国际土壤含水量监测网(international soil moisture network, ISMN)土壤含水量构建训练样本,构建极限梯度提升树土壤含水量反演模型,实现浅地表土壤含水量反演;利用自土壤调查地理数据库(soil survey geographic database, SSURGO)、SoilGrids开源土壤数据库中的土壤特征构建训练样本,利用知识蒸馏方法训练土壤USCS类型神经网络预测模型,实现土壤USCS类型的预测;采用土壤力学参数反演模型,实现土壤物理参数到土壤力学参数的转化;利用车辆多体动力学软件,结合车辆参数,建立车辆多体动力学模型,实现最大车速的计算。在漳州和滁州试验区开展星地同步试验、原位测量试验和实车验证试验对本文方法进行实装验证。

1　方　法

车辆支承通过性遥感反演方法包括三部分:遥感土壤物理参数反演、土壤力学参数反演和车辆支承通过性计算(图1)。其中遥感土壤物理参数反演以遥感数据和开源土壤数据为基础,构建土壤含水量和土壤USCS类型两类土壤物理参数的反演模型。土壤力学参数反演以土力学理论和Bekker理论为基础,结合原位试验数据库,实现土壤物理参数到土壤力学参数的转化。并通过车辆多体动力学建模,实现车辆支承通过性的计算。

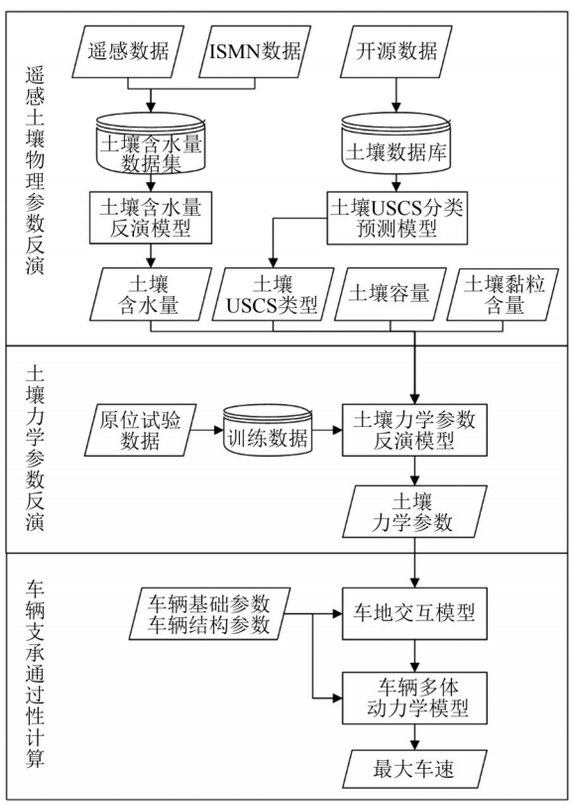


图1　方法框架

Fig. 1　Method Framework

1.1　遥感土壤含水量梯度提升树反演模型构建

本文采用数据驱动的方法来构建遥感土壤含水量反演模型。

1)梯度提升树反演模型

极限梯度提升方法(extreme gradient boosting, XGBoost)是一种基于梯度提升树的集成学习算法[14],可以通过迭代优化决策树模型实现高精度回归预测。其核心思想是采用加法模型,以前向分步算法逐棵生成决策树,并通过梯度下降策略最小化目标函数。该算法通过超参数(如学习率、树深度、子采样率等)调控模型复杂度,具有对复杂非线性关系的强拟合能力。本文利用XGBoost回归实现遥感土壤含水量反演模型构建,模型目标函数为:

$$L=\sum_{i=1}^{n} l(y_i,\hat{y}_i)+\sum_{k=1}^{K}\Omega(f_k) \tag{1}$$

式中,y_i为第i个样本的含水量真值;$\hat{y}_i$为第i个样本的含水量预测值;$l(\cdot)$为均方误差损失;$\Omega(f_k)=\gamma T+\frac{1}{2}\lambda\|\omega\|^2$为正则化项,其中$T$为叶节点数,$\omega$为叶子权重,$\gamma$、$\lambda$为超参数。正则化项将全部$K$棵树的复杂度进行求和,添加到目标函数中作为正则化项,用于防止模型过度拟合。

模型输入包括哨兵1号VV极化后向散射系数、VH极化后向散射系数和入射角,哨兵2号归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI);输出为土壤含水量。

2)训练样本构建

利用2017-01-01—2023-07-01的ISMN全球测站数据与GEE(google earth engine)平台提供的哨兵1号Level-1 GRD(ground range detected)数据集、哨兵2号Level-2A数据集,根据时间和空间位置构建匹配样本库,利用哥白尼全球土地服务全球土地覆盖产品确定测站地表类型,根据哨兵2号近红外波段和红光波段计算NDVI。共获得69 991条样本数据,其中哨兵1号升轨37 776条,降轨32 215条。样本特征分布如图2所示。

3)模型训练

根据地表类型筛选非林地的测站,共获得38 465条样本数据。按照7∶3划分为训练集和测试集,在训练集上进行十折交叉验证,利用网格搜索法进行超参数调优,从训练曲线看(图3),树数量(估计器)达到4 000时,测试集模型均方根误差(root mean square error, RMSE)不再下降。训练集随树数量增加继续下降,模型开始过拟合,因此设置树数量从4 000到5 000,学习率从0.01～0.1作为搜索区间,其他参数默认,以相关系数R^2和RMSE最大为目标确定最优超参数。最终模型超参数中树数量为4 300,学习率为0.06,树最大深度为6,子样本采样率为1。模型在训练集上表现RMSE为0.045 8 cm^3/cm^3,R^2为0.89,测试集上RMSE为0.089 0 cm^3/cm^3,R^2为0.61,如图4所示。

1.2　土壤USCS类型预测模型构建

USCS通过颗粒级配与力学性质界定土壤工程特性,是反映土壤力学性质的重要分类体系[18]。研究通过关联美国农业部(U.S. Department of Agriculture, USDA)农业土壤分类体系(如质地和组成比例)间接推测USCS类型[11,14],

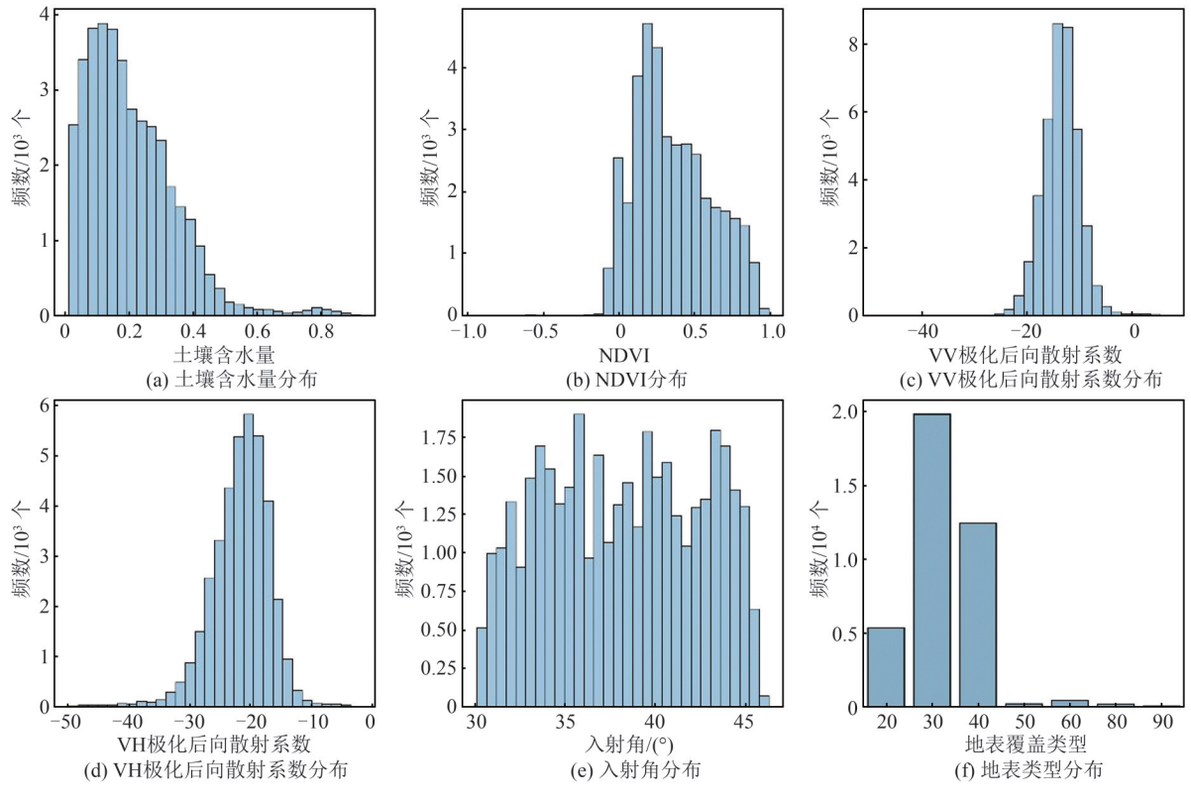


图2 样本数据集各特征分布

Fig. 2 Distribution of Features in the Sample Dataset

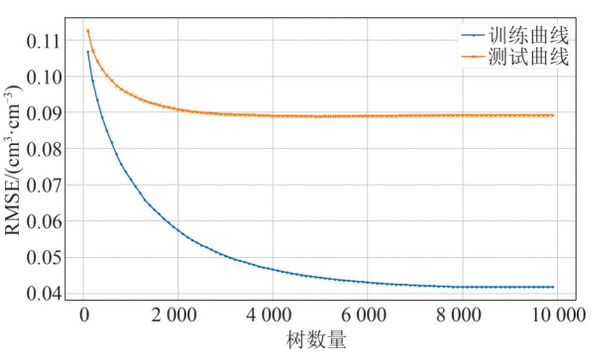


图3 土壤含水量反演模型训练曲线

Fig. 3 Training Curve of the Soil Moisture Content Inversion Model

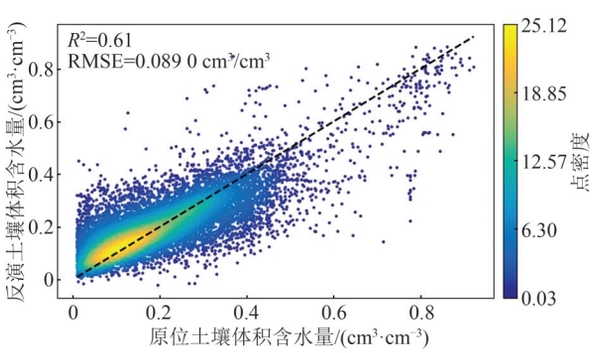


图4 模型在测试集上的表现

Fig. 4 Performance of the Model on the Test Set

型[11,14],但是USCS分类中细粒土壤取决于可塑性,需要液限和塑性指数信息,实际液限、塑性指数信息难以获取。本文提出采用知识蒸馏方法的深度学习网络土壤USCS类型预测模型,用于实现土壤的USCS类型预测和输入特征的压缩。

1)模型结构

模型由两部分组成:教师网络和学生网络,如图5所示。教师网络输入粉粒含量、砂粒含量、黏粒含量、碎石含量、阳离子交换量、有机质含量、液限、塑性指数、土壤质地、坡度10种特征。通过教师网络引导训练学生网络,降低对塑性指数等难获取的土壤输入特征变量的依赖性,实现输入特征的压缩和模型构建。

教师网络以视觉几何组(visual geometry group,VGG)网络为基础[19],包括特征提取层T-Module 1~4和分类器T-Classifier。层间为最大池化层(MaxPool1D)和池化窗口k,分类器前为平均池化层(AvgPool1D)。每个T-Module包含卷积层(Conv1D)、批归一化层(BN1D)和激活函数(ReLU)。T-Classifier包含线性层(Linear)和Softmax层,温度参数$T=7$,用于生成软标签(Soft labels)。参数量为11 942 223。

学生网络基于教师网络简化而来,包括特征提取层S-Module 1和2,分类器S-Classifier。层间为MaxPool1D,分类器前为AvgPool1D。S-Module包含Conv1D、BN1D和ReLU。S-Classifier包含Linear

和Softmax层,用于生成硬预测值(Hard Predictions)、软预测值(Soft Predictions)。参数量为4 774 287,相比教师网络参数量缩减60%,每层输入特征和输出特征尺寸在层间标注,整体结构见图5。

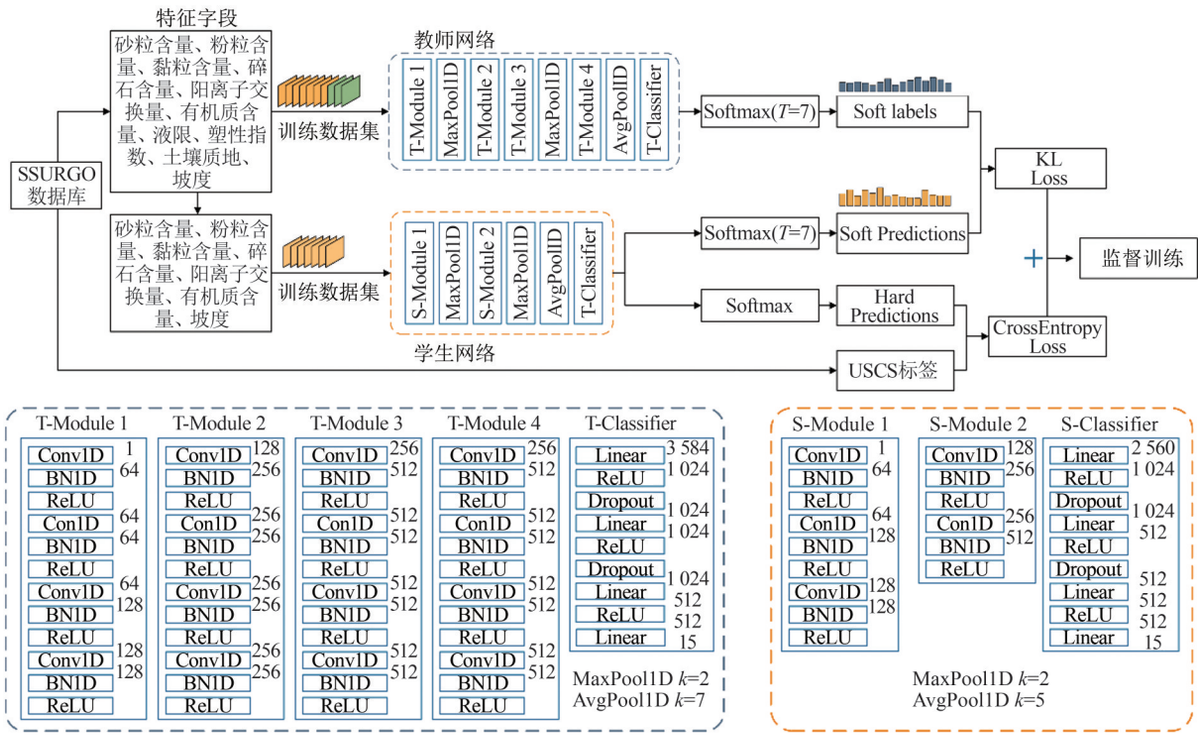


图5　基于知识蒸馏的土壤USCS类型预测深度学习网络模型

Fig. 5　Deep Learning Network Model for Soil USCS Type Prediction Based on Knowledge Distillation

2)训练样本

模型训练所使用的样本数据来自SSURGO数据库,输入数据来自SoilGrids全球网格化土壤信息数据和航天飞机雷达地形测绘任务90 m数字高程模型(digital elevation modle,DEM),即利用SSURGO数据训练模型,在SoilGrids和DEM数据上进行预测,从而得到土壤USCS类型的分布。SSURGO是由美国农业部自然资源保护局维护的高分辨率土壤数据库,涵盖土壤物理(如质地、孔隙率)、化学(pH值、有机质)、类型(包含USCS分类、USDA分类等)及地形属性(坡度)。SoilGrids是由国际土壤参考与信息中心主导的全球网格化土壤信息系统,通过数字化土壤制图技术提供高分辨率、全球一致的土壤属性数据[20-21]。SoilGirds提供了包括土壤pH、有机碳含量、容重、碎石/黏粒/砂粒/粉粒比例、阳离子交换量、总氮以及有机质含量等多种土壤理化数据,数据分辨率为250 m。

从SSURGO数据库提取的特征包括粉粒含量、砂粒含量、黏粒含量、碎石含量、阳离子交换量、有机质含量、液限、塑性指数、USDA土壤质地、坡度10种特征。共7 640 699条样本,标签为土壤USCS 15种基础类型[18],分别是GW、GP、GM、GC、SW、SP、SM、SC、ML、CL、OL、MH、CH、OH、Pt。样本类型分布见图6。

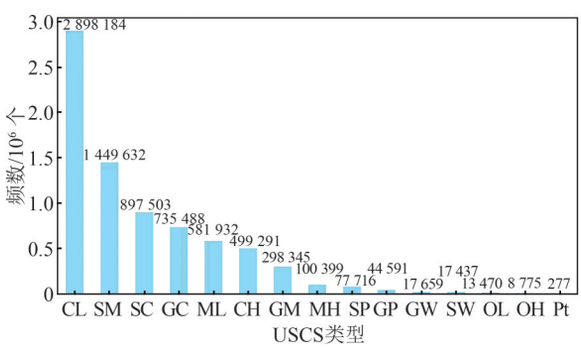


图6　样本USCS类型分布

Fig. 6　Distribution of USCS Types in the Sample Dataset

3)模型训练

按照6:2:2的比例划分样本为训练集、测试集、验证集,采用交叉熵损失(CrossEntropy Loss)和KL散度损失(KL Loss)之和作为损失函数进行训练。教师网络训练准确率随着训练轮数的增加,训练准确率逐渐提高,并在大约30个epochs后趋于稳定,最终接近0.95。训练集上准确率也随着训练轮数的增加而提高,但在大约20个epochs后趋于稳定,最终接近0.90。为了使教师网络从样本中学到更多潜在特征关系,教师网络在训练时适当过拟合。学生网络

训练准确率在大约60个epochs后趋于稳定,最后接近0.85。测试集上准确率与训练准确率同步提高,最终接近0.80(图7)。最终得到的模型准确率为0.78,Kappa系数为0.72,混淆矩阵见图8。

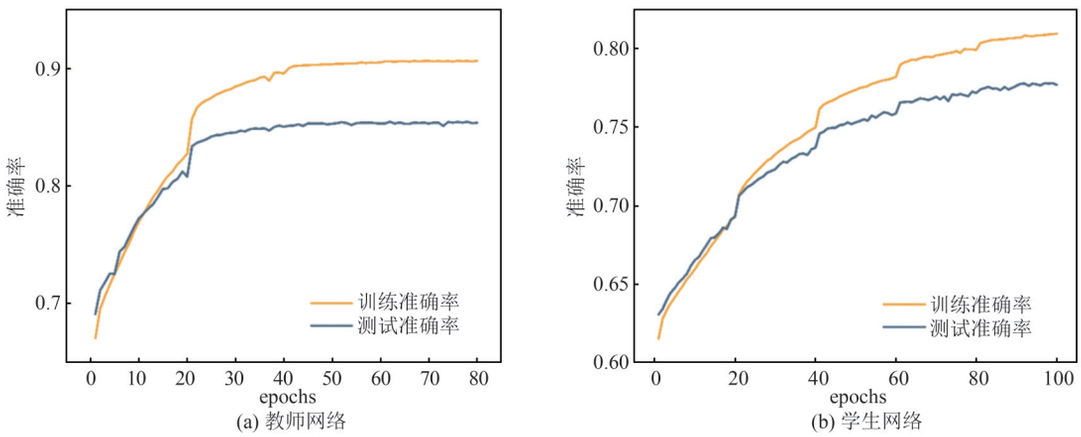


图7 土壤USCS预测模型训练曲线

Fig. 7 Training Curve of the Soil USCS Prediction Model

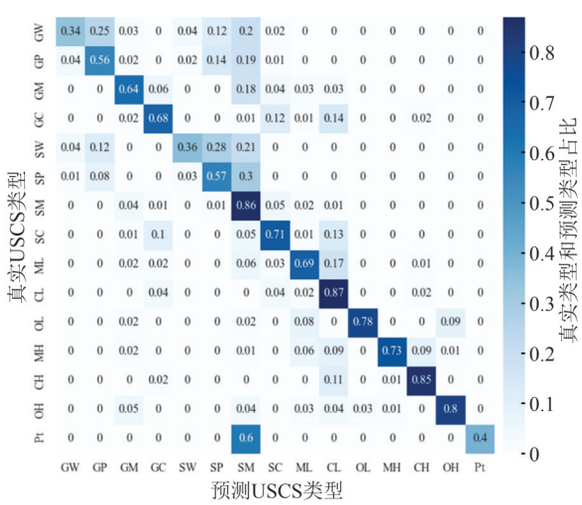


图8 验证集预测结果的混淆矩阵

Fig. 8 Confusion Matrix of the Prediction Results on the Validation Set

1.3 土壤力学参数反演模型

Bekker参数是基于Bekker模型计算车辆支承通过性的关键土壤参数。Bekker模型通过贝氏仪原位试验获取压力-沉陷曲线参数。土力学中浅层平板载荷试验与贝氏试验类似,可获取描述土壤承压特性的双曲线参数。在基本假设上,平板载荷试验是基于半无限空间弹性理论,而贝氏试验同样是基于无限大的均质土壤上,它们的经典假设是一致的。在影响范围上,车辆地面工程中由于车辆荷载相对小而快的特性,对于经过的土壤影响范围只在表层。而浅层平板载荷试验与贝氏仪承压试验,在相同土壤平板尺寸一定的条件下,两者的模型参数量相同,两者的曲线形状极为相似。平板载荷试验与贝氏试验在原理方法上、理论模型上、经验参数关系上具有一致性,因此可基于土力学理论,构建土力学中平板荷载试验与车辆地面力学中的贝氏试验的内在联系,建立相应的土壤模型参数数据库,从而研究土壤物理要素转化为Bekker参数的方法,为车辆软地面通过性计算提供基础。具体地,首先建立土壤物理参数(土壤含水量、土壤USCS类型、土壤容重)和土壤本构参数(黏聚力、内摩擦角、弹性模量)间的转换关系,然后利用土壤本构参数和土壤本构模型模拟平板载荷试验的压力-沉陷曲线,最后利用沉陷反算Bekker参数[7]。

土壤力学参数反演模型采用基因表达编程模型和人工神经网络方法构建[22],采用土壤原位测量数据库训练模型,实现黏聚力c、内摩擦角φ、弹性模量和Bekker参数(沉陷指数n、黏聚变形模量K_c、摩擦变形模量K_φ)的反演。

土壤原位测量数据库在工程积累的基础上建立,收集归纳了来自全国45个不同地区60余

组土体的基本物理参数、平板载荷试验数据和21组贝氏试验数据,主要包含土种类型、土壤USCS分类、土壤容重、土壤级配、含水率、孔隙比、液限、塑限、土壤黏聚力、内摩擦角、不排水抗剪模量、弹性模量、Bekker参数和双曲线模型参数等属性,其中土壤容重、含水率等物理力学参数的范围较广,基本能表示常见土壤的复杂性与多样性,为土壤力学参数反演模型的训练提供丰富样本。最后建立的模型的输入为土壤含水量、土壤USCS类型、土壤容重、土壤黏粒含量,其中土壤含水量、土壤USCS类型通过本文方法反演,土壤容重、黏粒含量来自SoilGrids土壤数据库。输出为c、φ和弹性模量以及反演的n、K_c、K_φ,其中弹性模量用于辅助Bekker参数反演,不作为最后动力学模型的输入。

1.4　车辆支承通过性反演计算

车辆多体动力学建模是研究车辆系统的有效手段。车辆作为复杂系统,车辆运动方程的构建不仅涉及高阶微分方程的推导,更面临着解析求解的数学挑战,现代车辆动力学研究必须依托计算机仿真技术实现数值求解。

利用多体动力学仿真进行车辆通过性计算,关键在于车辆模型和地面模型的建模,当前已有多种多体动力学仿真软件和开源库提供了实现方法。本文采用ProjectChrono开源动力学库[23]和RecurDyn多体动力学仿真软件分别实现轮式车辆和履带车辆的支承通过性计算。对实际车辆进行三维建模得到车辆模型。RecurDyn和ProjectChrono均支持基于Bekker模型来定义地面接触模型,进而进行多体动力学计算。RecurDyn中Bekker参数定义于履带上,直接基于Bekker公式进行力学计算,能够给出履带车辆的沉降值和最大车速;ProjectChrono通过土壤接触模型(soil contact model,SCM)[24]实现力学计算,Bekker参数定义于SCM地面上,能给出车辆的沉降值和最大车速,并且能够提供地面变形的可视化。输入车辆多体动力学模型和反演的黏聚力、内摩擦角和Bekker参数,经过仿真计算,输出车辆最大速度、车辙深度。

2　试验验证

为了验证各环节以及全流程的准确性,于2024年8月和11月分别在福建漳州和安徽滁州开展试验。通过设计星地同步试验与原位测量试验,来验证土壤含水量、土壤USCS类型和土壤力学参数的反演精度;同时,设计实车试验以验证车辆支承通过性计算精度。在漳州试验区对各个步骤进行单独验证,利用原位采集的数据验证各步骤模型预测结果;滁州试验区重点利用航天遥感数据作为驱动,串联各个步骤到预测车速,并针对各个步骤进行单点验证。

2.1　试验区

漳州试验区位于福建省漳州市,属于亚热带季风性湿润气候,地形为沿海低山丘陵地形,分布有居民区、裸地、农田、林地、水库、各级公路,最低、最高海拔分别为−16.9 m和558.8 m。滁州试验区位于安徽省滁州市,属北亚热带与暖温带渐变的过渡气候区,地形以低山丘陵为主,分布有居民区、裸地、农田、林地、各级公路,最低、最高海拔分别为33 m和337 m。

2.2　土壤含水量

2024-08-16和2024-11-03分别于漳州试验区和滁州试验区进行了星地同步试验。采用星地同步试验的方法,根据卫星过境时间同步测量地面含水量,与土壤含水量模型反演结果进行对比验证,以验证土壤含水量反演模型的精度。

1)遥感土壤含水量反演结果

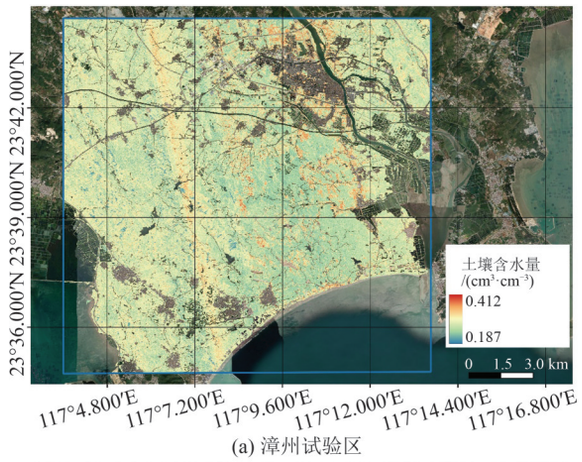
哨兵1号卫星分别于2024-08-16T18:17:00和2024-11-03T18:12:00开始拍摄漳州和滁州试验区,当天数据从哥白尼网站下载。哨兵2号卫星数据去云处理后并合成月NDVI。基于哨兵1、2号NDVI数据,进行土壤含水量反演,结果见图9。

2)现场实测

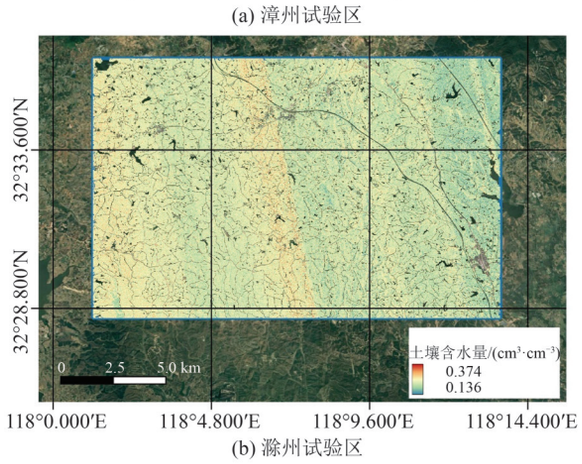
在卫星过境前0.5 h开始进行土壤含水量测量,在卫星过境前撤离现场。测量仪器采用WET-2-KIT土壤3参数速测仪,可同时测量土壤含水量、电导率、温度三个参数。仪器校正后,体积含水率的测量范围为0～0.55 cm^3/cm^3,精度为±0.03 cm^3/cm^3。设计20 m×20 m样方,每个样方共13个点,两个试验区点位和现场情况见图10。

3)试验结果

对每个测点的多次测量值进行平均,计算得到现场实测体积含水率,根据位置与遥感反演结果进行匹配。在漳州试验区,利用匹配后的数据计算的RMSE为0.063 cm^3/cm^3,平均误差绝对值为0.020 cm^3/cm^3(表1)。在滁州试验区,利用匹配后的数据计算的RMSE为0.049 cm^3/cm^3,平均误差绝对值为0.014 cm^3/cm^3(表1)。



(a) 漳州试验区



(b) 滁州试验区

图9 土壤含水量反演结果

Fig. 9 Inversion Results of Soil Moisture Content

2.3 土壤USCS类型

1)土壤USCS预测结果

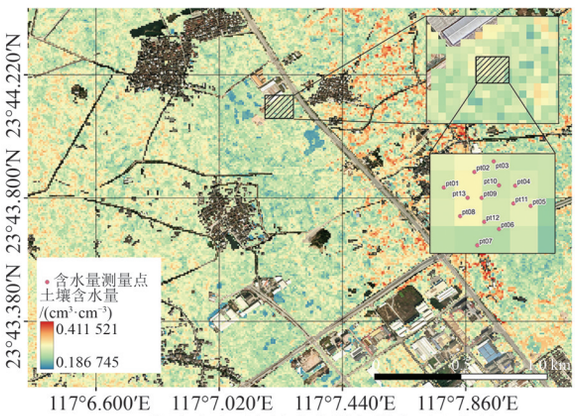
基于本文模型预测漳州试验区和滁州试验区土壤USCS类型结果如图11所示。

2)原位取土

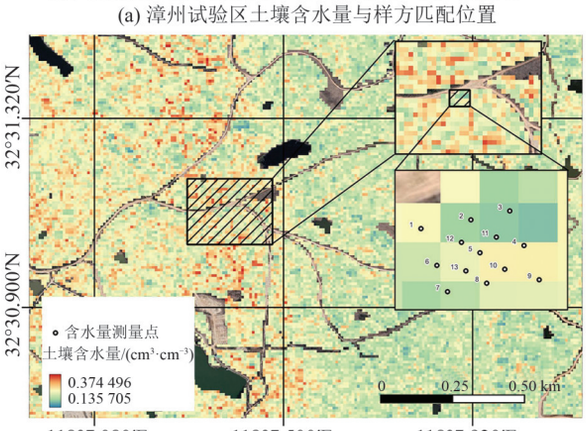
漳州试验区经过外业原位采集,采集了11组实地土壤数据。滁州试验区在实车试验场地采集了1组土壤数据。所有采集样本如图12所示。经过土颗粒筛分试验、液塑限试验和USCS分类后,得到实测土样的USCS类型。

3)试验结果

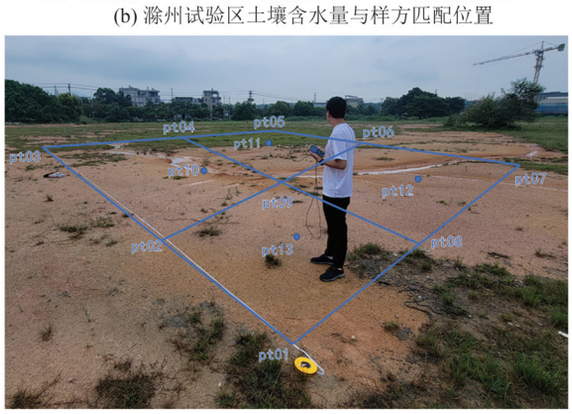
经过土颗粒筛分试验、液塑限试验和USCS分类后,得到实测土样的USCS类型。将两处试验区域土壤结果与土壤USCS反演结果匹配(最邻近)后,得到验证数据。由于漳州试验区土样土颗粒筛分试验采用美国材料与试验协会(American Society for Testing Materials, ASTM)的ASTM D2487中的USCS标准[18],存在细分类型,土壤USCS类型在后续土壤力学参数反演模型中用于力学参数的后处理,细分类型对实际影响较小,因此采用一致率进行评价。细分类型之上的大类类型相同,则认为一致。



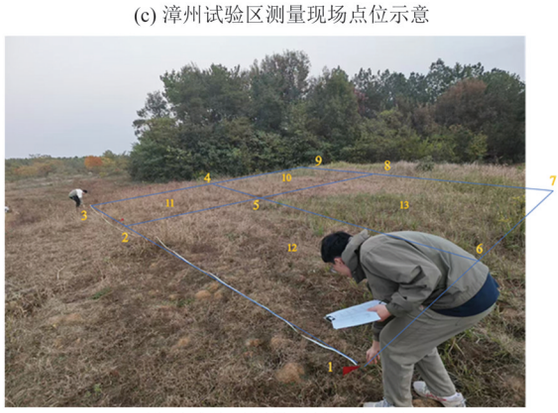
(a) 漳州试验区土壤含水量与样方匹配位置



(b) 滁州试验区土壤含水量与样方匹配位置



(c) 漳州试验区测量现场点位示意



(d) 滁州试验区测量现场点位示意

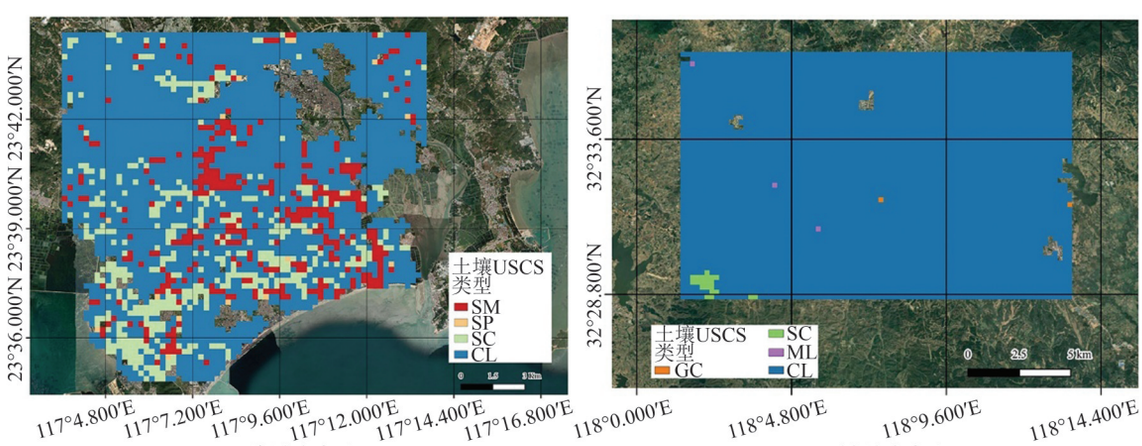
图10 试验区样方布置

Fig. 10 Layout of Sampling Plots in Test Areas

表 1　试验区土壤含水量验证结果

Table 1　Validation Results of Soil Moisture in Test Areas

漳州试验区					滁州试验区				
编号	实地类型	实测含水量/($cm^3 \cdot cm^{-3}$)	反演含水量/($cm^3 \cdot cm^{-3}$)	差值/($cm^3 \cdot cm^{-3}$)	编号	实地类型	实测含水量/($cm^3 \cdot cm^{-3}$)	反演含水量/($cm^3 \cdot cm^{-3}$)	差值/($cm^3 \cdot cm^{-3}$)
pt01	裸地	0.216	0.274	0.058	01		0.241	0.260	−0.018
pt02	裸地	0.242	0.306	0.064	02		0.207	0.194	0.013
pt03	草地	0.169	0.275	0.106	03		0.249	0.187	0.062
pt04	草地	0.342	0.277	−0.065	04		0.190	0.265	−0.076
pt05	草地	0.287	0.286	−0.001	05		0.200	0.266	−0.066
pt06	裸地	0.176	0.254	0.078	06		0.224	0.223	0.000
pt07	草地	0.366	0.255	−0.111	07	草地	0.276	0.210	0.065
pt08	裸地	0.258	0.305	0.047	08		0.190	0.238	−0.048
pt09	裸地	0.258	0.306	0.048	09		0.191	0.265	−0.074
pt10	裸地	0.199	0.270	0.071	10		0.203	0.266	−0.063
pt11	草地	0.300	0.286	−0.014	11		0.198	0.187	0.012
pt12	裸地	0.299	0.275	−0.024	12		0.187	0.194	−0.007
pt13	裸地	0.299	0.306	0.007	13		0.264	0.245	0.019
误差平均值/($cm^3 \cdot cm^{-3}$)				0.020					−0.014
RMSE/($cm^3 \cdot cm^{-3}$)				0.063					0.049



(a) 漳州试验区　　(b) 滁州试验区

图 11　土壤 USCS 类型预测结果

Fig. 11 Soil USCS Prediction Result

整体验证点情况见表 2,其中滁州试验区样本预测正确,漳州试验区一致率为 66.67%,整体一致率为 75.0%。

2.4　土壤力学参数

在漳州试验区,土壤力学参数模型计算各力学参数的平均绝对值误差分别是弹性模量为 0.53 MPa,φ 为 4.65°,c 为 4.28 kPa,n 为 0.418,K_c 为 113.021 kN/m^{n+1},K_φ 为 150 2.094 kN/m^{n+2}。对各采样点的弹性模量、c 和 φ 的相对误差结果进行可视化,相对误差结果大部分在 20% 置信区间内(图 13)。模型整体对土壤弹性模量、φ、n 和 K_c 的预测效果较好,对 K_c 和 c 的预测精度相对较低。但从土力学理论和工程实践经验角度出发,上述误差对后续承载力计算影响不大。

2.5　实车支承通过性试验

针对轮式和履带两类车辆,分别在漳州试验区采用某轮式车辆,在滁州试验区采用某履带车辆,开展实车验证。车辆沿直线多次驾驶,模拟数字路网路段上行驶场景,采集车辙深度和车速,与支承通过性计算结果开展对比验证。

2.5.1 实车采集数据

利用北斗接收机三模 GNSS 定位模块,配合笔记本电脑记录定位和轨迹信息。根据北斗 GNSS 终端记录的轨迹点,监测点速度选取最邻



(a) 漳州试验区土壤样本



(b) 滁州试验区土壤样本

图12 土壤样本

Fig. 12 In-situ Soil Samples

表2 土壤USCS类型验证结果

Table 2 Validation Results of Soil USCS Types

编号	试验类型	预测类型	是否一致
B01	SM	SM	是
B02	SM	SM	是
B03	SM	SM	是
B04	SM	SM	是
B05/B06	SC-SM	SM	是
B07	SC-SM	SC	是
B08	SM	SM	是
B09	SM	CL	否
B10	SM	CL	否
B11	SC	CL	否
B12	SC	SM	是
滁州试验区	CL	CL	是
一致率/%		75	

近轨迹点的速度,如果两点与监测点距离大致相等则插值计算。车辆轨迹和车速记录见表3和图14。滁州试验区车辆为了测量土压力值,在监测点停车,故车速记录为0。

利用旋转钢架和激光测距仪测量车辙深度,车辙深度分别在每一次碾压后进行测量,碾压一定次数后进行多次测量,以避免轮胎纹路或履带齿的影响,测量结果见表4和表5。

2.5.2 漳州试验区支承通过性计算结果

按照轮式车辆参数构建车体模型、悬架模型、轮胎模型,并按照物理约束定义连接关系,构

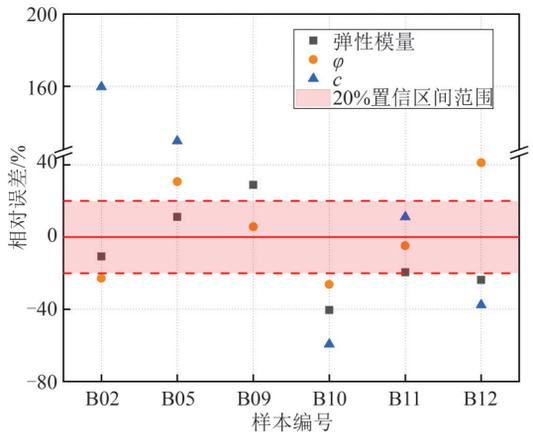


图13 预测土壤力学参数相对误差图

Fig. 13 Predicted Soil Mechanical Parameters Relative Error Diagram

表3 车速记录

Table 4 Vehicle Speed Records

试验次数	漳州试验区速度/(km·h^{-1})	滁州试验区速度/(km·h^{-1})
1	0～2	0
2	10.111 9	0
3	11.658 3	0
4	13.649 2	8.83
5	9.963 7	7.83
6	11.945 4	9.87
7	10.612 0	3.21
8	11.445 4	3.51
9	10.223 0	3.68
10	10.371 2	3.43

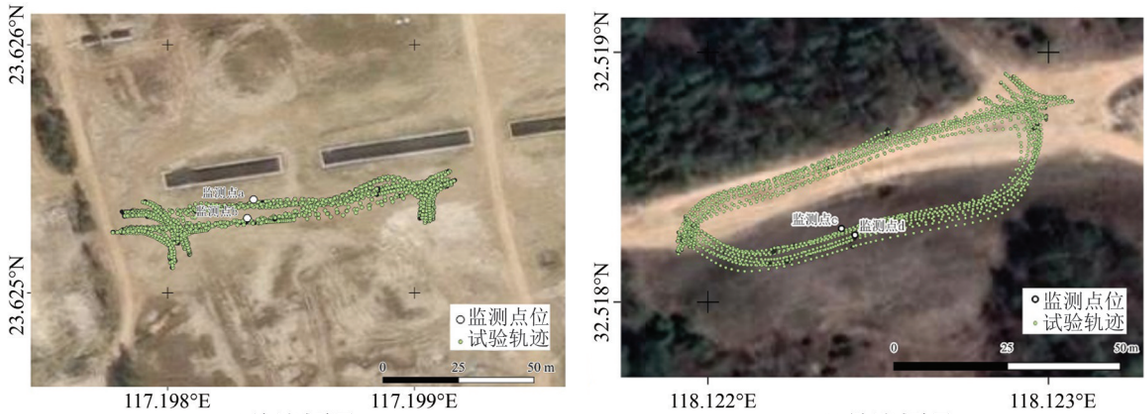
建车辆的实体三维模型,在轮胎和土壤接触面输入土壤力学参数值。土壤力学参数值来自地面原位实测,具体参数见表6,利用多体动力学库ProjectChrono对车辆运动进行数值模拟,输出车辆速度和车辙情况。

设定车辆从静止开始加速,节气阀开放0.5,路面距离设置为100 m,参数同表5,仿真时长25 s。在设定工况下,车辆最大速度达到12.2 km/h。

根据轮胎直径1.2 m,设置初始轮胎转速为44 r/min,可计算轮胎线速度为2.76 m/s,约10 km/h,经计算,车辙的平均深度为0.029 3 m,最大深度为0.052 0 m,路径上,车辙深度相对最低点深度分别为0.047 0、0.052 0、0.038 8、0.039 4、0.039 6、0.037 4、0.035 8、0.033 8、0.033 1、0.033 8 m。

2.5.3 滁州试验区支承通过性计算结果

根据履带车辆参数建立车体模型、悬挂和履带模型,并按照物理约束进行组合装配,在履带和土壤接触面设置土壤力学参数值,利用动力学



(a) 漳州试验区　　(b) 滁州试验区

图 14　监测点位和车辆轨迹

Fig. 14 Monitoring Points and Vehicle Trajectories

表 4　漳州试验区监测点 a 轮式车辆车辙深度测量记录

Table 5　Rut Depth Measurement Records for Wheeled Vehicles at Monitoring Point a, Zhangzhou Test Area

碾压次数	测量 1/m	测量 2/m	平均值/m	深度/m
0	1.375	—	1.375	0
1	1.413	—	1.413	0.038
2	1.423	—	1.423	0.048
3	1.425	—	1.425	0.050
4	1.421	1.447	1.434	0.059
5	1.422	1.449	1.435	0.060
6	1.426	1.450	1.438	0.063
7	1.429	1.450	1.440	0.065
8	1.428	1.455	1.442	0.067
9	1.425	1.452	1.439	0.064
10	1.426	1.449	1.438	0.063
平均/m				0.058

表 5　滁州试验区监测点 b 履带车辆车辙深度测量记录

Table 5　Rut Depth Measurement Records for Tracked Vehicles at Monitoring Point b, Chuzhou Test Area

碾压次数	测量 1/m	测量 2/m	测量 3/m	测量 4/m	测量 5/m	平均值/m	深度/m
0	1.272	—	—	—	—	1.272	0.000
1	1.359	1.357	1.356	—	—	1.357	0.085
2	1.371	1.385	1.393	—	—	1.383	0.111
3	1.374	1.381	1.394	1.380	—	1.382	0.110
4	1.388	1.388	1.387	—	—	1.388	0.116
5	1.389	1.405	1.403	1.393	1.393	1.397	0.125
6	1.398	1.410	1.387	1.411	1.411	1.409	0.137
7	1.400	1.416	1.426	1.407	1.398	1.409	0.137
8	1.410	1.412	1.420	1.412	1.419	1.415	0.143
9	1.414	1.400	1.434	1.432	1.420	1.420	0.148
10	1.420	1.427	1.438	1.418	1.418	1.424	0.152
平均/m							0.126

软件 RecurDyn 对车辆运动进行数值模拟,计算车速和车辙情况。输入的土壤力学参数主要通过遥感反演的土壤物理参数经土壤力学参数模型反演得到(表 6)。设定车辆从静止开始加速,令加速度保持约 0.078 m/s^{2}左右,路面距离设置为 100 m,仿真时长 35 s。在设定工况下,履带车辆最大速度可达到 8.496 km/h,其中在行驶距离 43.1 m 处,速度为 8.244 km/h。根据实际车速模拟履带车辆缓慢碾压,设置速度为 2 km/h,仿真 15 s,车辙平均深度为 0.044 m,最大深度为 0.065 m。

表 6　土壤力学参数输入

Table 6　Soil Parameter Input

参数名称	漳州试验区	滁州试验区
c/kPa	1.480	16.187
φ/(°)	24.600	17.786
K_c/(kN·m^{-n-1})	1 963.500	1 096.716
K_φ/(kN·m^{-n-2})	13 589.660	38 238.912
n	1.010	0.938

2.5.4 试验结果

由于未建立碾压后土壤参数更新机制,反演计算的车辙深度为一次碾压后的车辙深度,因此车辙深度与现场第一次碾压后沉陷对比。

轮式车辆计算最大速度为 12.2 km/h,实际车速为 11.44 km/h,误差为 6.64%。计算得车辙平均深度为 0.029 3 m,最大深度为 0.052 m,取最大车辙深度,即 5.2 cm,现场实测第一次碾压沉陷为 3.8 cm,误差为−1.4 cm。

履带车辆计算相同位移处最大车速为 8.244 km/h,实际车速为 8.834 km/h,误差为 6.68%。计算得车辙平均深度为 0.044 m,最大深度为 0.065 m。取最大车辙深度 6.5 cm,现场实测第一次碾压沉陷为 8.5 cm,误差为−2.0 cm。

2.6　试验分析

2.6.1 土壤含水量反演结果分析

漳州试验区土壤含水量RMSE为0.063 cm^3/cm^3,

相比测试集0.089 cm^3/cm^3的RMSE精度高,未达到训练集精度,与两者平均水平接近。误差的主要来源为当天有降雨,部分地表有积水,且试验当地土壤类型以砂土为主,含水量变化大,在样方区域异质性较强,造成误差;其次,误差最大的2个测点的地表类型为草地,植被自身结构和含水量会影响地面粗糙度和雷达后向散射系数,与地表的后向散射系数耦合被卫星接收,对遥感反演含水量具有较大影响。输入的NDVI为相近时间的合成数据,植被特征被平滑,也是难以避免植被影响的原因。

在滁州试验区的实测点含水量整体平均为0.217 cm^3/cm^3,反演的土壤体积含水量整体平均为0.231 cm^3/cm^3,平均误差绝对值为0.014,土壤含水量RMSE为0.049 cm^3/cm^3,RMSE接近训练集精度0.045,模型表现较好。滁州试验区土壤以黏土为主,能够较好保存水分。现场部分为稀疏草地,部分为茂密草地。将误差绝对值大于0.04 cm^3/cm^3的测点按降序排列,并与现场位置对比,误差较大点位均分布在茂密较高的草地中,同样由于植被造成误差。

本文土壤含水量反演模型在星地同步试验中表现较好,在砂土裸地、黏土稀疏草地上表现出较好的泛化性,但是在茂密植被处精度下降,后续研究应依据裸地、草地、耕地等地表类型和特点,分开建立土壤含水量反演模型,改进土壤含水量反演算法。

2.6.2 土壤USCS类型预测结果分析

从验证结果来看,本文土壤USCS类型预测模型可用于USCS类型空间分布预测,但从细分类型和相近样本的区分上,仍需进一步改进。

从模型在测试集的混淆矩阵来看,大部分类型准确率较好,其中CL、SM、CH、OH等类型正确率较高,正确率大于0.8;GP、OL、MH、SC、ML、GC、GM等类型正确率良好,在0.6~0.8之间。正确率较低的类型有Pt、SP、GP、SW、GW。

主要误分出现在粗粒土壤和泥炭土,结合样本分布图进行分析。GW为纯砾石,土壤特征不明显,被误分为GP、SM、SP的占比分别为25%、12%、20%;SW为级配良好的砂,被误分为SP和SM的占比分别为28%和21%;SP为级配差的砂,30%误分为SM;GP被误分为SP和SM的占比分别为14%和19%。除了样本本身特征相似造成的误分外,样本不均衡也是一大原因。PT类型为高有机质泥炭土,由于样本较少导致正确率较低,被误分为SM较多。SM类型样本分布数量仅次于CL,是粗粒土壤中占比最高类型。从上述分析中可以看到,各正确率较低的类型均有被误分为SM的情况。从漳州试验结果来看,CL和SM之间误分是误差主要来源,受样本不平衡影响较大。

2.6.3 支承通过性反演计算结果分析

在漳州试验区实车支承通过性验证中,车速计算采用的是原位测量的土壤力学参数作为输入,轮式车辆车速计算误差为6.64%。在滁州试验区实车支承通过性验证中,车速计算采用的是遥感反演的物理参数,经土壤力学参数模型转化后的土壤力学参数作为输入,履带车辆车速计算误差为6.68%。两次试验结果虽然不同,但车速预测结果相差0.04%,初步说明了遥感计算车辆通过性的流程可行性。

此外,车辙预测结果相比实际结果偏低,主要原因可能是因实际车辆行驶时对地面施加水平力,土壤也随之发生剪切变形,引起沉陷增量,即土壤滑动沉陷[2,7]。但现有模型关注承载方向上的情况,对滑动沉陷考虑不足。

车速预测结果相比实际结果车速高,主要由于仿真环境较为简单,仅考虑软地面影响,实际环境中还会叠加地形起伏影响;且仿真环境将驾驶员操作简化为节气阀的开放程度,一般为固定值,但实际驾驶员的驾驶习惯和油门离合调整不同都会影响实际车速。结合试验现场情况,本次试验中预测的最大可能车速符合实际。

3 结 语

面向无道路环境区域车辆机动导航ETA计算的需求,针对大范围陌生地域车辆支承通过性计算难题,本文提出了无道路环境区域支承通过性遥感反演方法,并在漳州试验区和滁州试验区开展试验验证。主要结论如下:

1)经过实车实地验证,漳州试验区轮式车辆最大车速的反演误差为6.64%,车辙深度反演误差为-1.4 cm。滁州试验区履带车辆最大车速的反演误差为6.68%,车辙深度反演误差为-2.0 cm,车速预测与实际车速对比相近,精度优于90%。说明了本文支承通过性遥感反演方法的有效性,可用于陌生地域的支承通过性计算。

2)经星地同步试验验证,本文所构建的遥感土壤含水量梯度提升树反演模型,RMSE分别为

0.063 cm^3/cm^3和0.049 cm^3/cm^3。本文土壤含水量反演模型实现了土壤含水量的较高精度反演,且保持了原始影像数据10 m的空间分辨率,提升了模型的工程适用性。经原位测量试验验证,本文所构建的土壤USCS类型预测模型分类一致率为75%,实现了土壤USCS类型有效反演,可为车辆支承通过性计算提供土壤含水量数据和土壤USCS类型数据。

本文探索并验证了从遥感探测到车辆支承通过性反演计算的完整流程,不依赖原位测量,结合数字路网,可支持无道路陌生地域的连续路径规划和机动导航引导。下一步研究工作将聚焦遥感土壤物理参数反演和预测,提升反演精度并开展预测研究,进而实现支承通过性高精度预测,以更好地满足实际应用需求。

参 考 文 献

[1] 张过,秦绪文,朱春阳,等. 从有路导航走向无路导航[J]. 自然资源遥感,2024,36(4):1-8.
ZHANG Guo, QIN Xuwen, ZHU Chunyang, et al. Navigation: From On-Road to Off-Road[J]. *Remote Sensing for Natural Resources*, 2024, 36(4): 1-8.

[2] 余志生. 汽车理论[M]. 6版. 北京:机械工业出版社,2019.
YU Zhisheng. Automobile Theory[M]. 6th ed. Beijing: China Machine Press, 2019.

[3] 肖万港,周云波,傅耀宇,等. 土壤对军用越野车辆机动性能影响分析[J]. 兵工学报,2024,45(1):288-298.
XIAO Wangang, ZHOU Yunbo, FU Yaoyu, et al. Analysis of the Influence of Soil on the Maneuverability of Military Off-Road Vehicles[J]. *Acta Armamentarii*, 2024, 45(1): 288-298.

[4] 王国军. 美军车辆软地面通过性试验方法问题分析[J]. 军事交通学院学报,2015(3):53-56.
WANG Guojun. Analysis of US Army's Experimental Method of Vehicle Trafficability on Soft Ground[J]. *Journal of Military Transportation University*, 2015(3): 53-56.

[5] 华琛,牛润新,余彪. 地面车辆机动性评估方法与应用[J]. 吉林大学学报(工学版),2022,52(6):1229-1244.
HUA Chen, NIU Runxin, YU Biao. Methods and Applications of Ground Vehicle Mobility Evaluation[J]. *Journal of Jilin University* (*Engineering and Technology Edition*), 2022, 52(6): 1229-1244.

[6] 申彦,邹猛,党兆龙,等. 火星车通过性评估技术现状与展望[J]. 光学 精密工程,2023,31(5):729-745.
SHEN Yan, ZOU Meng, DANG Zhaolong, et al. Trafficability Analysis for Mars Rover: Present and Development[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2023, 31(5): 729-745.

[7] WONG J Y. Theory of Ground Vehicles[M]. John Hoboken: Wiley & Sons, 2022.

[8] GONZÁLEZ R, JAYAKUMAR P, IAGNEMMA K. Stochastic Mobility Prediction of Ground Vehicles over Large Spatial Regions: A Geostatistical Approach[J]. *Autonomous Robots*, 2017, 41(2): 311-331.

[9] EDER M, PRINZ R, SCHÖGGL F, et al. Traversability Analysis for Off-Road Environments Using Locomotion Experiments and Earth Observation Data[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2023, 168: 104494.

[10] 李兆冬,赵熙俊,杨婷婷,等. 越野环境下高精地图关键技术和应用展望[J]. 兵工学报,2023,44(S2):1-11.
LI Zhaodong, ZHAO Xijun, YANG Tingting, et al. Key Technologies and Application Prospects for High-Definition Map in Off-Road Environments[J]. *Acta Armamentarii*, 2023, 44(S2): 1-11.

[11] GAMBILL D R, WALL W A, FULTON A J, et al. Predicting USCS Soil Classification from Soil Property Variables Using Random Forest[J]. *Journal of Terramechanics*, 2016, 65: 85-92.

[12] EWING J, OOMMEN T, JAYAKUMAR P, et al. Utilizing Hyperspectral Remote Sensing for Soil Gradation[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(20): 3312.

[13] 李坤伟,游雄,张欣,等. 基于多源数据的土壤越野通行性评估[J]. 测绘科学技术学报,2018,35(2):206-210.
LI Kunwei, YOU Xiong, ZHANG Xin, et al. Evaluation of Soil Trafficability Based on Multi-Source Data[J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2018, 35(2): 206-210.

[14] 李坤伟,游雄,张欣,等. 面向越野通行分析的土壤数据分类方法研究[J]. 系统仿真学报,2019,31(1):158-165.
LI Kunwei, YOU Xiong, ZHANG Xin, et al. Soil Data Construction Method for Cross-Country Trafficability Analysis[J]. *Journal of System Simulation*, 2019, 31(1): 158-165.

[15] 李德仁. 从珞珈系列卫星到东方慧眼星座[J]. 武汉大

(下转第2364页)