

DOI:10.19650/j.cnki.cjsi.J2514149

基于多参数 BP 网络的滩涂地物辐射特性预测方法

孙 备, 郭润泽, 孙晓永, 郭晓俊, 蒋 薇
(国防科技大学智能科学学院 长沙 410073)

摘 要: 滩涂地区是我国海岸带的重要组成部分, 其有效监测对于经济发展和资源利用具有重要的意义。然而滩涂地带的辐射特性受地表异质性和气象敏感性等多因素耦合影响, 难以获取其真实的光谱特征, 亟需发展高效、灵活、准确的光谱辐射特性获取及预测方法。基于此, 提出了一种多参数 BP 网络的滩涂地物辐射特性预测方法。首先, 针对滩涂区域光谱数据的快速获取需求, 构建一套无人机的多光谱数据采集系统, 其中光谱通道包括 450、555、660、720、750 和 840 nm 共 6 个波段, 七要素气象仪记录光照强度、温度、湿度等数据; 其次, 提出了一种基于标准灰板的光谱数据预处理方法, 通过多光谱和气象数据获取、时间对齐以及标准灰板校正获得标准化光谱数据; 最后, 提出了一种基于多参数 BP 神经网络的辐射特性预测方法, 在光强、温度、湿度等气象条件约束下实现对不同滩涂地物的真实辐射特性预测。基于无人机多光谱遥感系统收集了海滩树林、海滩水际以及滩涂沙石共 3 类滩涂光谱辐射数据, 对数据的预测和无监督聚类结果表明, 所提方法能有效拟合不同条件下的光谱辐射变化规律, 对海岸水际滩涂预测的 MAE、MSE、RMSE 最小可达 0.214 9、0.184 3 和 0.429 3, 为无人机的滩涂地物遥感监测及辐射特性预测提供了可靠的数据支撑。

关键词: 滩涂地物; 机载多光谱; 辐射特性预测; BP 网络

中图分类号: TH865 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 420.2010

Prediction method of mudflat objects radiation characteristics based on multi parameter BP network

Sun Bei, Guo Runze, Sun Xiaoyong, Guo Xiaojun, Jiang Wei

(College of Intelligence Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: As a vital component of coastal zones, the effective analysis of tidal flat areas holds significant implications for economic development and resource utilization. However, due to the influence of surface heterogeneity and meteorological sensitivity in mudflat areas, it is difficult to characterize the true spectral features of mudflat objects. Therefore, there is an urgent need to develop efficient, flexible, and accurate methods for acquiring and predicting spectral radiation characteristics. Based on this, this paper proposed a multi-parameter BP network-based method for radiation characteristics predicting of tidal flat features. Firstly, aiming at the detection requirements of the tidal flat areas, this paper constructed a set of unmanned aerial vehicle (UAV)-borne multi-spectral data acquisition system, in which the spectral channels include 450, 555, 660, 720, 750, and 840 nm, and the 7-element meteorological instrument that records data such as light intensity, temperature and humidity. Secondly, we proposed a spectral data preprocessing method based on standard gray boards, which obtains standardized spectral data through multi-spectral meteorological data, time stamp alignment, and standard gray board correction. Finally, a multi-parameter BP neural network based characteristic prediction method is designed, enabling the prediction of different tidal flat features under the constraints of meteorological conditions such as light intensity, temperature, and humidity. Based on the UAV multi-spectral remote sensing system, this paper collected three types of spectral radiation data including beach forests, beach water edges and sand gravel. The results of spectral data prediction and clustering show that the proposed algorithm can effectively fit the variation law of different spectral radiation values. The minimum MAE, MSE, and RMSE for the prediction of coastal inter-tidal flats reach 0.214 9, 0.184 3, and 0.429 3, respectively, providing reliable data support for remote sensing monitoring and radiation characteristic prediction of tidal flat features.

Keywords: tidal flat features; airborne multi-spectral; radiation characteristic prediction; BP network

0 引言

滩涂指沿海大潮高潮位与低潮位之间的潮浸地带,按地质类型分为泥滩、沙滩、岩滩等。滩涂区域是我国海岸带的重要组成部分,其分类与开发是一个涉及自然地理、生态保护、资源利用和经济发展的综合课题。

然而滩涂作为海陆交互带,具有地表异质性和气象敏感性等特征。这些特性使滩涂地物的辐射特性受多因素耦合影响^[1],例如,水汽含量高时,短波红外波段吸收增强,低太阳高度角导致阴影效应,改变地物表观反射率,近海盐雾增加大气散射,影响可见光波段数据质量。传统辐射模型假设静态均匀环境,但实际上滩涂区域受水体反射干扰、潮汐残留水分影响,导致其光谱数据存在系统性偏差,无法准确表征滩涂地物的真实光谱特征。研究表明,滩涂水陆交错区光谱混合效应误差可达20%以上,亟需发展适配动态场景的光谱特性测量和预测方法^[2]。

光谱成像技术是一种融合光谱分析与成像观测的先进遥感手段,能够同步获取目标的空间分布与连续光谱特征,实现“图谱合一”的信息提取,在复杂条件下的目标探测具有重要优势^[3-4]。自20世纪80年代以来,随着航空航天平台的快速发展,该技术已广泛应用于农业、林业、生态监测、海洋遥感及国土资源调查等领域,成为人类认知自然系统的重要技术支撑^[5-6]。光谱成像的信号传输遵循“辐射源—大气传输—地物作用—二次大气传输—传感器接收”的物理路径,通过多个波段或连续的光谱数据形成图像^[7]。滩涂环境动态变化性强、地表湿度梯度大,现有测量手段中,卫星遥感受限于时空分辨率,难以捕捉水体的瞬时变化^[8];地物光谱仪测量虽精确但视场覆盖范围有限,且无法同步获取多种气象参数。无人机多光谱航测可按需调整时空分辨率,对滩涂地物提供精细化的测量手段^[9]。

然而,滩涂地物的辐射特性受温度、湿度、光照等多气象参数影响,传统单一光谱反射率预测难以剥离环境噪声,导致数据时空可比性差,需解决气象条件波动和水体覆盖导致的辐射特性时序不可比和非线性光谱扰动问题。贾延琪等^[10]利用目标的结构相图模型预测了激光玻璃的物理和光谱特性,提升了预测值和实验值的吻合度。陈嘉伟等^[11]首先对光谱数据进行预处理,随后结合回归和分类模型来提高对小麦粉质特性的预测精度。张天亮等^[12]使用支持向量机建立各区域的玉米抗倒伏性预测模型,排除了不平整页面反射的干扰。汪明等^[13]通过卷积神经网络研究了不同参数对火焰特性的影响,并进行了可解释性研究。传统的经验校正方法依赖地面控制点,难以动态适应气象变化,统计回归模型无法处理气象参数与光谱的非线性关系,需要引入智能算法提升预

测的鲁棒性^[14]。反向传播神经网络(back propagation neural network, BP网络)可以通过隐层节点拟合气象参数与辐射特性的复杂耦合关系,优于线性回归^[15]。针对滩涂区域样本量少的特点,采用Dropout层抑制过拟合,同时引入自适应学习率机制,使模型在不同状态切换时快速收敛,提升了算法在非理想气象条件下的鲁棒性。

鉴于传统预测手段难以适配滩涂场景,存在光谱误差、时空可比性差等问题,本文提出一种滩涂地物辐射特性预测方法,核心贡献包括:1)针对滩涂地域的特点,对传感器进行选型,搭建了一套无人机载多光谱和气象数据采集系统,为辐射特性预测提供数据支撑;2)提出一种基于标准灰板的光谱数据预处理方法,得到标准化光谱数据;3)提出基于多参数BP网络的辐射特性预测方法,在气象条件的约束下提升了预测模型的鲁棒性。通过实验验证和聚类分析,证明了本文方法能够精准拟合辐射值随波段的变化规律,误差可控且稳定,为滩涂地物遥感监测及辐射特性预测提供了可靠的模型支撑。

1 光谱成像原理及传感器选型

按照成像方式划分,目前光谱仪主要分为三大类:色散型、干涉型和滤光片型。色散型光谱仪是通过分光元件(如棱镜、光栅)将复色光分光后,将色散开的单色光按波长大小而依次排列得到光谱。目前市面上的商业光谱仪大多为基于衍射光栅的光谱系统。其分光元件衍射光栅,是一种能够将多色光衍射到不同角度的光学器件,其基本原理可由式(1)表示。

$$n \times \lambda = d \times (\sin \theta_i + \sin \theta_d) \quad (1)$$

其中, n 为衍射级次, λ 是衍射光波长, d 是光栅常数, θ_i 、 θ_d 分别为光线入射角、出射角。色散型光谱仪基于光栅衍射原理实现光谱分离。入射光经光栅色散后,不同波长的光信号在空间上产生分离,随后由探测器进行光电转换并重新成像。通过波长-空间位置的对应关系,系统可实现对光谱信号的连续采集与排序。然而,该技术存在以下固有缺陷:1)光通量限制:系统必须通过物理狭缝控制入射光通量,导致能量利用率显著降低;2)分辨率-通量矛盾:狭缝宽度与光谱分辨率呈反比关系,这严重制约了测量精度的提升。干涉型光谱仪克服了色散型光谱仪能量利用率低的缺点,具有测量范围宽、精度高、光谱分辨率高的优点。干涉型光谱仪采用双光束干涉原理,其光学系统主要由分束器、固定反射镜和移动反射镜构成^[16]。入射光束经分束器分为两路:参考光路和测量光路。参考光路反射至固定镜后原路返回,测量光路透射至移动镜产生可变光程差。两个光路间光程差的存在使得两路光干涉后形成干涉条纹,对干涉条纹进行傅里叶变换可得到目标场景的光谱曲线。

滤光型光谱仪通常利用干涉滤光片直接滤出需要波段的光,而将不需要波段的光吸收或排出,其基本原理与常见的相机相同^[17]。随着生产单像素级尺寸的光谱滤波片逐步落地,增加滤光片的数量,即可将相机改造为光谱仪。滤光型光谱仪的优点是非常紧凑,便于携带且鲁棒性强,滤光型光谱仪中的多镜头性多光谱相机,因具有低成本、通道定制可选、数据利用率高、光谱稳定等特点,是国内外光谱测试首选的多光谱成像技术方案,目前大部分主流产品波段配置集中在可见至 1 000 nm 近红外之间,但是有不少产品也在向短波、热红外、偏振等着多源数据融合方向发展。如图 1 所示,为国内外主流光谱成像仪。图 1(a)为美国 Sentera 公司和法国 Parrot 公司的多光谱相机,图 1(b)为中国大疆创新公司和长光禹辰公司的多光谱相机。



图 1 主流多光谱传感器
Fig. 1 Mainstream multispectral sensors

在潮汐变化、水陆混合、盐雾等因素的影响下,滩涂环境具有高动态性、强异质性和复杂干扰三大特征。本研究基于环境适应性、数据有效性和作业效能等维度选择传感器。环境适应性方面,滩涂区域需要抗腐蚀、防潮性能好,且具备一定温度稳定性的成像光谱仪。上述光谱仪中,MS600 系列相机滤光片为硬镀膜,其耐久性最好,抗盐雾腐蚀的等级最高,且工作环境温度可达 $-10^{\circ}\text{C} \sim +50^{\circ}\text{C}$,满足常规条件下的探测^[18-19]。数据有效性方面,MS600 系列相机涵盖 6 个波段:蓝光、绿光、红光、2 个红边波段、近红外波段,而美国 Sentera 公司 6X 相机、法国 Parrot 公司 Sequoia 相机和大疆 P4M 相机分别包含 5、4、5 个光谱波段,MS600 系列相机的光谱数据范围更广。此外,MS600 系列相机在 120 m 高度下的地面分辨率为 8.65 cm,高于 Sentera 公司 6X 相机的 5.8 cm,符合精细化的研究需要。作业效能方面,MS600 系列相机在上述主流光谱传感器中最大,其画面纯净度、色彩还原能力更好。综上,本研究选择 MS600 系列相机遥感探测滩涂区域。其性能参数如表 1 所示。

表 1 MS600 性能参数	
Table 1 MS600 Performance Parameters	
参数类别	内容
光谱波段/nm	450,555,660,720,750,840
传感器类型	CMOS
有效像素/Mpx	1.2
光学窗口	蓝宝石光学玻璃窗口
供电方式	7 VDC~30 VDC
数据格式	16 bit 原始 TIFF,包含 GPS、环境光信息

如图 2 所示,为典型滩涂背景的光学特性数据集,包含海岸水际、滩涂沙石、海滩树林 3 种地物背景从左至右,从上到下依次是 MS600 系列相机在 450、555、660、720、750、840 nm 波段图像。

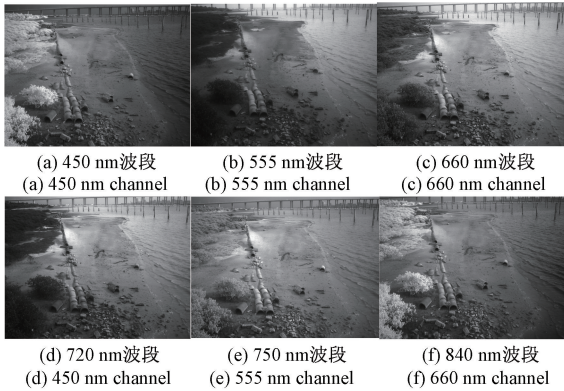


图 2 滩涂区域多光谱成像效果
Fig. 2 Multispectral imaging effect in mudflat area

由图 2 可知,多光谱遥感在弱纹理、弱对比度的目标特征提取和定量分析上具有优势。由于水际滩涂区受复杂天气、潮汐、光照因素影响,滩涂目标的光学辐射强度差异起伏大,有效数据容易淹没在环境背景中,这对光谱数据采集、光谱数据预处理和多扰动因素下的光谱特性预测提出了更高的要求。450 nm 波段水体衰减系数最小,图 2(a)中水体呈深色,可以清晰地看到水体和海岸水际的分界线。555 nm 为绿光波段,对绿色植被反射更为敏感,图 2(b)中左侧的植被呈深色,与周边地物差异显著。660、720、750 nm 为红光波段,图 2(c)~(e)中,水体的分界面并不明显,但是裸土、岩石等被较好地地区分。840 nm 为近红外波段,图 2(f)中水体分界线仍不明显,但是植被呈浅色,与周边地物有明显的差异。

2 机载多光谱和气象数据采集系统

2.1 系统搭建

为对实现滩涂区域辐射特性和气象数据的快速监

测,本研究构建了一套基于无人机平台的高精度多光谱遥感数据采集系统和一套实时气象数据采集系统。其中,遥感数据采集系统以大疆经纬 M300 RTK 无人机为载体,搭载 MS600 Pro 多光谱相机,通过深度集成实现了一体化的光谱数据采集。如图 3 所示,系统包含飞行平台、成像光谱仪、显控终端和标准灰板。大疆 M300 RTK 无人机,具备厘米级定位精度和 30 m/s 抗风能力,可适应复杂海岸带环境。MS600 Pro 多光谱成像仪配置 6 个离散波段(450、555、660、720、750、840 nm),滩涂中的树林、水际、沙石等地物在上述波段范围内均能得到较好的区分。显控终端用来操控无人机作业和实时显示无人机前端传感器画面,标准灰板用来对光谱数据进行辐射校正。



图 3 机载多光谱系统
Fig. 3 Airborne multi-spectral system

此外,本研究采用 JD-WQX7 七要素微气象仪来获取实时气象数据,如表 2 所示,气象仪可集成温度、湿度、气压、风速、风向、雨量、总辐射、光照度等参数,可全天候工作,不受暴雨、冰雪、霜冻天气的影响,测量精度高,性能稳定,且高集成度,安装拆卸方便,可发射连续变频超声波信号,通过测量相对相位来检测风速风向,抗干扰能力强,具有看门狗电路、自动复位功能,保证系统稳定运行。

表 2 JD-WQX7 技术参数表
Table 2 JD-WQX7 technical parameter table

监测参数	量程	分辨率	准确度
温度/℃	-40~60	0.01	±0.3(25)
相对湿度/% RH	0~100	0.1	±3
风速/(m·s ⁻¹)	0~60	0.01	±0.1
风向/(°)	0~360	1	±2
大气压力	30~110 kpa	0.1 kpa	±0.25%
降雨量	0.001~0.1 mm/min	0.1 mm	10%
光照度	0~20 lux	1 lux	5%
总辐射	0~2 000 W/m ²	1 W	5%

2.2 数据集组成

经过整理,共在广东省湛江市坡头区沿海滩涂地区收集 13 894 组多光谱数据,光谱波段范围为 450 ~ 840 nm。如图 4 所示,滩涂沙石、海岸水际、海滩树林这 3 种滩涂地物分布均衡,分别为 4 375、4 683 和 4 836 个。为更好地实现多气象参数约束下滩涂区域辐射特性的定量处理和预测,本数据集采集了包含不同季节、不同时序下典型滩涂背景的光谱数据和与之匹配的气象数据,为积累滩涂光学特性数据、建立有效可用的多参数滩涂环境光学特性预测模型提供有力支撑。

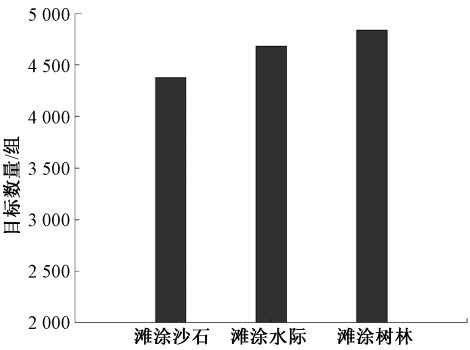


图 4 数据集各类目标数量统计
Fig. 4 Statistics on the number of various targets in the dataset

3 基于标准灰板的光谱数据预处理方法

辐射定标是将多光谱数据的像素值转换为标准化的辐射度量,这是确保光谱数据反映地表辐射特性的关键步骤。在实际工作中,本研究采用经验线性法,该方法所需的参量都是同步观测时获取的,只需将时间戳相匹配,在实现光谱数据辐射定标的同时,也能对齐气象数据。如图 5 所示,为本研究的数据预处理流程。首先,由无人机平台、气象仪和标准灰板输出多光谱遥感数据、气象数据和灰板光谱数据,其次,对齐多源数据的时间戳,将不同来源的数据按照时刻相互匹配。随后,测量 6 个波段的标准反射率为 0.61,对光谱数据进行辐射校正,得到归一化的表观反射率。最后,将数据用于辐射特性的反演预测。



图 5 数据预处理流程
Fig. 5 Process of data preprocessing

多光谱数据在经过数据预处理后生成了含 6 个波段信息的 TIFF 文件,并将原始辐射亮度转换为表观反射率。如图 6 所示,直观地展示了辐射定标前后 3 种滩涂区域的光谱曲线对比,从上之下分别是海岸水际、海滩树林和滩涂沙石,图 6(a)、(b) 分别是未经和已经经过辐射定标的目标光谱曲线。从结果可知,经过辐射定标后,其像素值进行了归一化处理,位于 $[0, 1]$ 范围,光谱特性曲线仍基本保持辐射定标前的趋势。

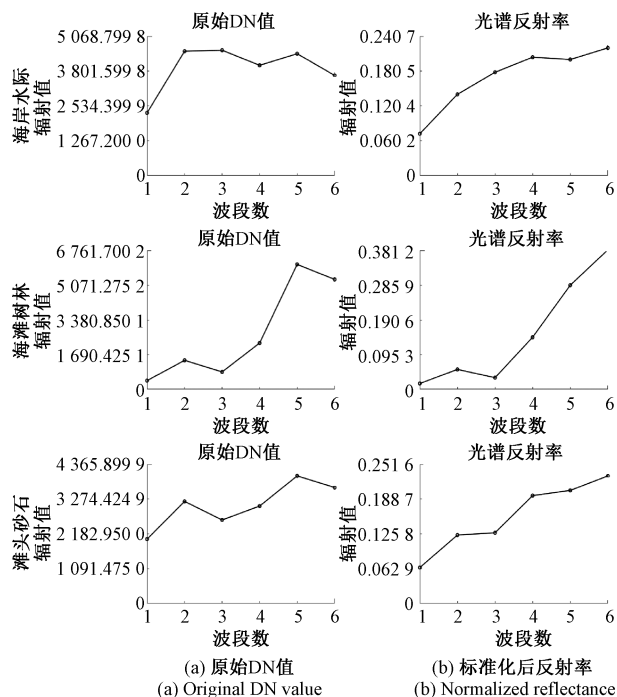


图 6 预处理前后光谱特性变化

Fig. 6 Changes in spectral characteristics before and after preprocessing

对比数据预处理后各滩涂地物的光谱曲线,可以得到,滩涂地物整体呈现一个前低后高的趋势,即在波段较小时(可见光),光谱值较低,波段较大时(红外),光谱值较高。在可见光波段,海滩树林的光谱值较低,且变化不大,而海岸水际和滩涂沙石的光谱值相对较高。在 720、750 和 840 nm 处海岸水际和滩涂沙石的光谱值差别不大,而海滩树林在上述 3 个波段的光谱值仍呈上升趋势,在 840 nm 处光谱值可达 0.35。

4 基于多参数 BP 网络的辐射特性预测方法

从特定地物类型的光谱曲线看出,同类地物反射率变化和差异是由于时间不同或气象条件的不同所导致的,其值通常会在一定标准曲线范围内小浮动变化。为量化温度、湿度、压力等气象条件对地物光谱特性的影响,本研究采用 BP 网络对滩涂目标的光谱特性进行预

测,实现基于多输入参数模型的目标真实辐射特性的时空分布测量。

4.1 常见策略

已有研究中大多数使用传统的学习模型,模型的预测精度较低,在预测不同的滩涂地物时能力不均衡。通过分析,传统学习模型的预测精度可能是受到了遥感数据源等先验知识的限制。无人机多光谱遥感影像光谱维数高,光学特征多元。研究发现,提取的多元光谱特征与各类参数之间的关系往往呈现出复杂的非线性关系。虽然传统的学习模型在处理简单的线性关系时具有其独特的优点,但是对于这种更加复杂的非线性关系,则需要引入先进的机器学习算法模型才能够处理。现有策略主要有决策树、随机森林和 BP 网络。

决策树是一种基于样本数据的归纳学习,构建出决策规则,再利用所构建的决策规则来对待分类样本进行分类划分的数学方法。决策树具有选择性优势,其自适应性较强,当待解决的分类问题较为繁琐时,根据各样本数据特征差异,决策树在各分支结点处可以有针对性地选用不同判别规则^[20]。而在同一分支结点采用不同分类算法,则能够对样本数据实现更为精准地类别划分。随机森林以决策树为基本单元,通过组合多个决策树来进行预测和分类。其基本原理为随机抽样、随机特征选择、决策树构建和随机森林预测。当新的样本输入到随机森林中时,它会经过每个决策树的预测过程,最后根据决策集成的方式得到最终的预测结果^[21]。通过随机抽样和特征选择,随机森林减少了过拟合的风险。BP 网络是一个前向多层网络,利用误差反向传播算法对网络进行训练。其结构简单、可塑性强,各节点之间没有传递函数的功能。当一对学习样本提供给网络后,神经元的激活值从输入层经各隐含层传递至输出层。按照减少目标输出和实际输出之间误差的方向,从输出层反向经过中间层回到输入层,从而逐步修正各连接权重。

综合对比上述 3 种方法,决策树的优势在于其自适应性,使得算法的扩展性及弹性更佳,大大提高了其分类精度;随机森林的优势在于良好的鲁棒性和泛化能力,能够处理高维数据和特征之间的复杂关系;BP 网络的优势在于容错性较高,局部神经元损坏后,不会对全局造成太大影响。本项目的模型辅助参数众多,包括光强、温度、湿度、压力、风力等,各类气象条件对光谱特性均有一定的影响,且各样本数据维度差异较大,对于决策树算法,难以选择适用于多种辅助参数的判别规则。此外,受限干滩涂背景,所搭建的数据集样本较少且分类并不平衡,对于使用投票机制的随机森林算法,具有较多样本的类别更容易成为预测结果的主导因素,会导致算法的性能下降。因此,在气象条件的约束下,本研究采用多参数 BP 网络对辐射特性进行预测。

4.2 网络结构设计

BP 网络是一种多层前馈网络,该网络主要特征是信息向前传递,误差向后反向传递。每层的神经元状态只会影响到下一层,如果不在误差范围内,误差会反向传播,根据预测误差调整阈值和权值^[22]。因此,是目前应用最广泛的误差反向传播的网络结构,利用最速下降法不断调整阈值和权值逼近目标误差。如图 7 所示,为多参数 BP 网络的模型结构图。

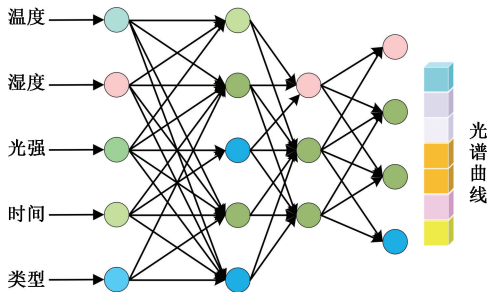


图 7 BP 网络模型结构
Fig. 7 BP network model structure

BP 网络分为 3 层:输入层、隐含层、输出层。影响光谱特性因素众多,本研究主要对各种气象条件参数进行确定,其中光强、温度、湿度、时间、地物类型对光谱特性有直接影响,将其作为等参数作为输入层,试验所得的结果即光谱特性,隐含层节点数通常用如式(2)~(4)所示经验式确定。

$$m = \sqrt{n + l} + \alpha \tag{2}$$
$$m = \log_2 n \tag{3}$$
$$m = \sqrt{n \times l} \tag{4}$$

其中, m 为隐藏层节点数, n 为输入节点数, l 为输出节点数, α 取 1 ~ 10。多参数 BP 网络主要结构参数:BP 网络的拓扑结构分别为 5、10、20,输入层包括光强、温度等气象参数,隐藏层节点数经测试后选取 10,输出层的节点数为 20;最大训练次数设置为 100,网络的学习速率为 0.001。

4.3 网络训练

为了消除各维数据间数量级差别,避免因为输入输出数据数量级差别较大而造成网络预测误差较大,对样本的归一化处理是必要步骤之一,运用 matlab 中的 mapminmax 函数“apply”可以快速归一化需要处理的数据,以及在最后结果的反归一化“reverse”处理。使用归一化可以有效降低误差并且提高收敛速度,归一化处理的计算式为:

$$x'_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{5}$$

其中, x'_i 是归一化后的数据, x_i 是归一化之前的数

据, x_{\min} 和 x_{\max} 分别取 0 和 1。本研究以真值和预测值的均方误差作为判据进行训练。如图 8 所示,为 BP 网络的训练步骤首先初始化隐含层和输出层的权值与阈值,输入各气象参数和预处理后的光谱特性真值。随后,进入迭代,计算真值和输出值的均方误差,修正隐含层和输出层的权值与阈值。直至均方误差低于阈值后,停止训练。

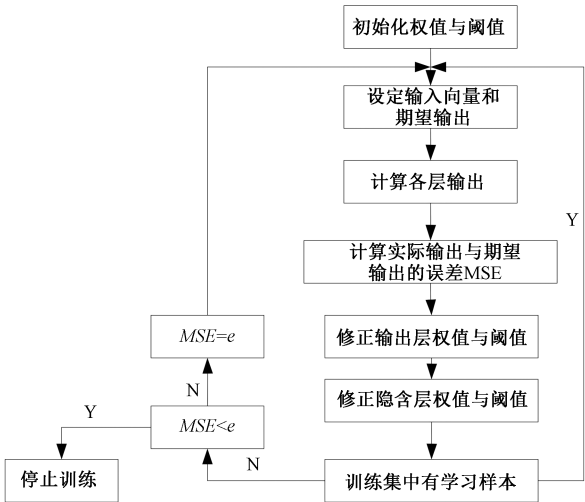


图 8 训练步骤
Fig. 8 Training steps

如表 3 所示,共设计了 2 种不同的训练数据集组合方式,分别包括:1)随机区分数据集(80%训练集、20%测试集);2)按不同气象条件进行划分(上午时间段训练集、下午时间段测试)。

表 3 训练集划分过程	
Table 3 Process of training set partitioning	
序号	内容
1	随机区分数据集(80%训练集、20%测试集)
2	按不同气象条件进行划分(上午时间段训练集、下午时间段测试)

图 9 和 10 为 BP 网络的训练过程和拟合过程。由图 9 可知,随着训练的进行,梯度幅值呈现指数衰减特性,符合常规的收敛速率预期。正则化参数经过阶段性跃变,也稳定在低数值水平,有效平衡了网络拟合能力与泛化性能。验证检查结果显示,训练全程验证集数据契合度良好,仅在个别迭代点短暂出现非 0 标记,整体训练过程稳定且有效,展现出鲁棒的训练效果。

由图 10 可知,基于 BP 网络的预测方法拟合效果较好、收敛较快,训练、验证与测试过程中的均方误差,初始阶段均快速下降,在迭代次数达到 15 时便已稳定。随迭代推进,误差曲线逐步趋于平稳,迭代至 100 次时,验证

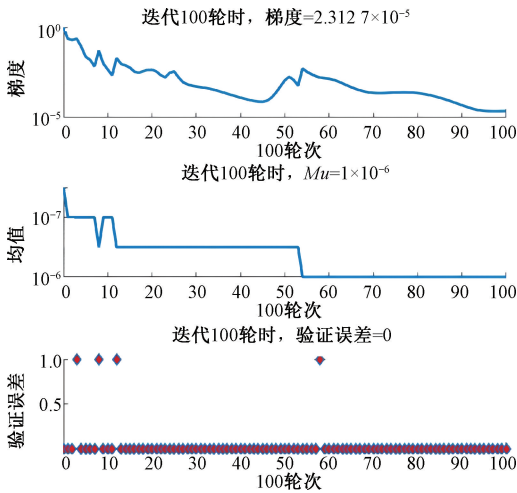


图9 训练过程
Fig. 9 Training process

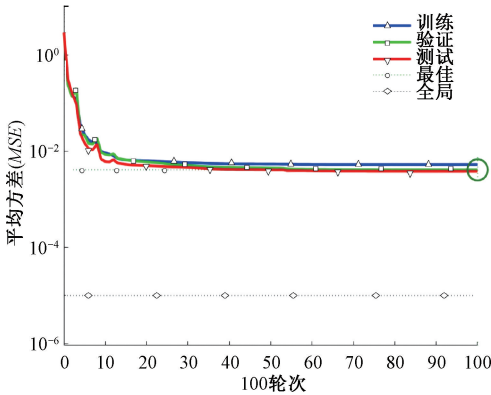


图10 拟合过程
Fig. 10 Fitting process

集的均方误差达 0.004 128 6,三类数据集误差水平趋近,表明网络对滩涂数据的拟合已达稳定状态,可为滩涂数据分析提供可靠支撑。

图 11 所示,为 BP 网络对滩涂数据训练后的回归过程。由图可知,对训练、验证、测试及全体数据子集进行拟合评估,除个别数据远离外,其余数据均在直线两侧,所构建模型对滩涂数据具备出色的预测效能,能有效展示输出与多输入变量间的线性映射关系。训练集拟合时,输出与目标呈现高度线性关联 ($R=0.992\ 08$);验证集数据拟合效果更优 ($R=0.993\ 79$),数据点紧密围绕拟合线分布;测试集同样体现出了可靠的预测能力。

在具体实施时,不同参数阈值的选取需根据具体情况来选择。其中网络结构的输入层、隐含层、输出层的维度根据具体任务的输入输出数据确定,输入层维度是输入向量的维数,输出层维度是输出向量的维数,隐含层的维度主要是满足对数据的非线性映射过程,通常可根据输入、输出维度的大小有一个经验值取值空间;光谱辐射

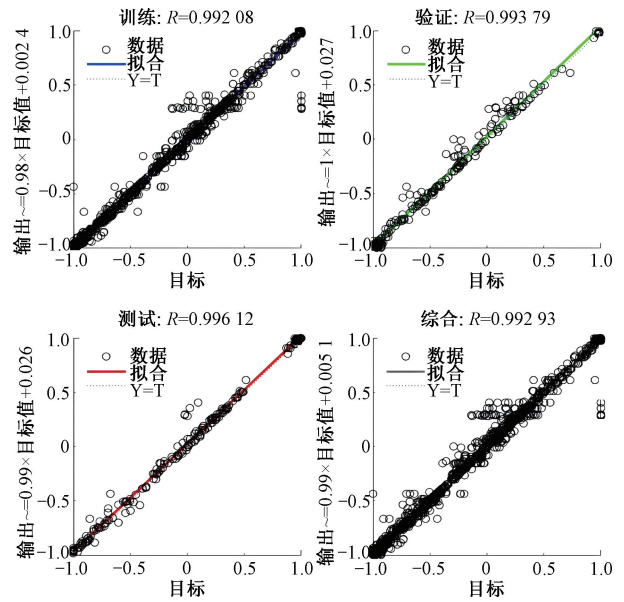


图11 BP 网络的训练回归过程
Fig. 11 The training regression process of BP network

定标预处理和数据归一化是有效预测的前提;收敛迭代次数和收敛误差阈值主要影响网络训练过程,本文根据实验效果将迭代次数设置为 100 次;网络学习速率等与网络收敛效率有关。

5 实验与讨论

5.1 评价指标

本研究选择平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、均方误差 (mean square error, MSE)、均方根误差 (root mean squared error, RMSE) 为评价指标,使用 9 组数据评价气象参数对于滩涂区域光谱特性的影响,每组数据含 20 个样本。

设预测值 $\Delta y = \{\Delta y_1, \Delta y_2, \dots, \Delta y_n\}$, 真实值 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, 则 MAE、MSE、RMSE 分别定义为:

$$MAE = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n |\Delta y_i - y_i| \quad (6)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n (\Delta y_i - y_i)^2 \quad (7)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n (\Delta y_i - y_i)^2} \quad (8)$$

3 个指标的数值范围为 $[0, +\infty)$, 当预测值与真实值完全吻合时等于 0, 即完美模型, 误差越大, 该值越大。

5.2 预测结果

真实值由多光谱遥感数据经过预处理得到, 预测值由多参数 BP 网络计算得到。如表 4 所示, 针对每类滩涂地物, 本研究记录了 3 组数据, 并计算了其预测指标。其

表 4 不同目标的预测指标

Table 4 Predictive indicators for different objects

序号	目标类型	MAE	MSE	RMSE
1	海滩树林	3.715 2	24.302 3	4.929 7
2	海滩树林	1.757 2	6.684 9	2.585 5
3	海滩树林	2.187 3	8.692 2	2.948 3
4	海岸水际	0.266 0	0.278 5	0.527 7
5	海岸水际	0.214 9	0.184 3	0.429 3
6	海岸水际	0.426 2	0.824 3	0.907 9
7	滩涂沙石	7.757 7	5.972 6	2.443 9
8	滩涂沙石	0.197 6	0.162 2	0.402 7
9	滩涂沙石	0.266 4	0.184 7	0.429 8

中,海滩树林区域的预测值和真实值误差波动相对较大,MAE 最小为 1.757 2,MSE 最小为 6.684 9, RMSE 最小为 2.585 5;海岸水际和滩涂沙石区域的预测值和真实值拟合度更高,甚至某些波段上预测值和真实值几乎一致,海岸水际的 MAE 最小为 0.214 9,MSE 最小为 0.184 3, RMSE 最小为 0.429 3,滩涂沙石的 MAE 最小为 0.197 6,MSE 最小为 0.162 2, RMSE 最小为 0.402 7。

3 种滩涂地物的 BP 网络预测结果如图 12 所示。由图 12 可知,每组实验均以波段点为横轴、辐射值为纵轴,对比实测值与预测值,并以误差量化偏差。

图 12(a)中,不同气象条件下(如 49 397 lux 光照、0.45 m/s 风速等组合),预测值折线与实测值折线整体贴合度高,误差基本处于较小范围且稳定,表明 BP 网络

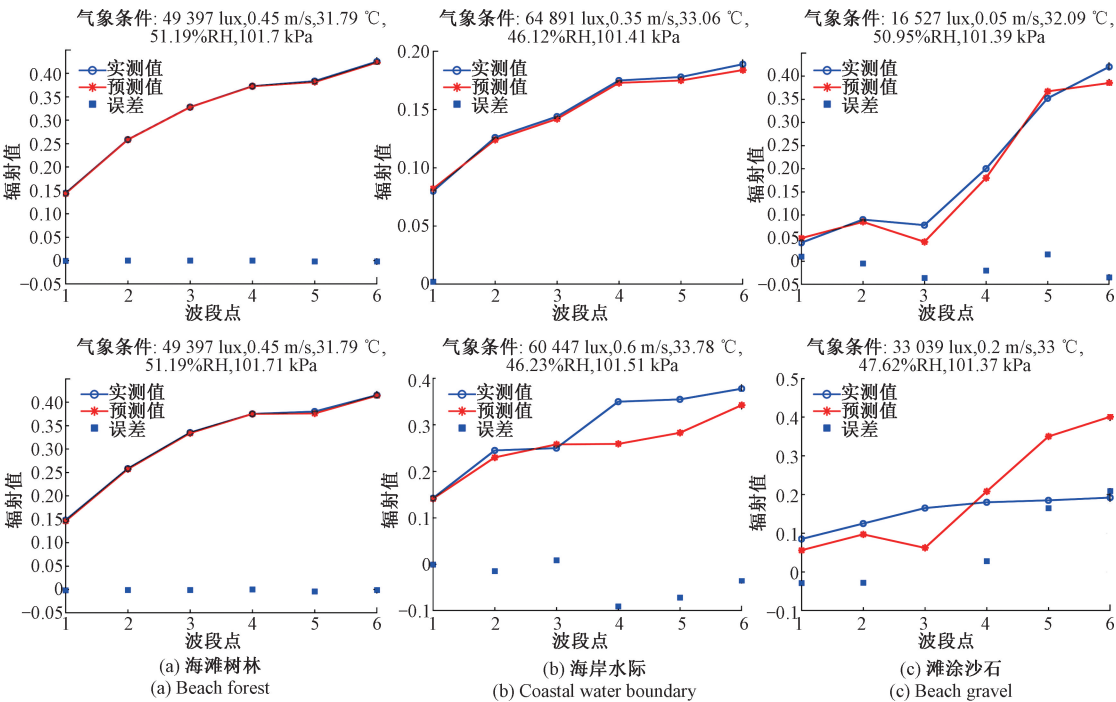


图 12 BP 网络预测结果

Fig. 12 Prediction results of BP network

能有效捕捉海滩树林辐射值随波段变化的规律,气象因素波动未显著干扰预测精度。图 12(b)中,虽气象条件各异(如 64 891 lux 光照、0.35 m/s 风速等),但预测值仍紧密跟随实测值变化趋势,误差多数处于较低水平,仅个别波段点偶有小幅波动,反映出 BP 网络对海岸水际辐射特征的学习与预测具备可靠性,可适配不同气象环境下的预测需求。图 12(c)中,无论光照、温湿度等气象条件如何改变(如 16 527 lux 光照、0.05 m/s 风速等),预测值与实测值的走势一致性良好,误差分布相对均匀,验证了 BP 网络在滩涂沙石辐射预测中的有效性。综上,BP 网络在各类滩涂地物辐射值预测任务中,展现出较强的适应性与精度。通过对不同地物类型、多样气象条件下

的数据学习,能够精准拟合辐射值随波段的变化规律,误差可控且稳定,为滩涂地物遥感监测及辐射特性预测提供了可靠的模型支撑。

5.3 聚类分析

为系统展示滩涂地物的本征光谱差异及气象条件对地物辐射特性的影响,本研究建立多因素控制实验框架。针对滩涂区域的 3 类地物(海滩树林、海岸水际、滩涂沙石),在 7 种不同气象条件组合下,各采集 3 组多光谱数据(450、550、660、720、750、840 nm),共获得 63 组光谱数据集,按照第 3 章所述预处理方法,得到地物的标准化辐射特性数据,部分数据示例如表 5 所示。数据采集严格遵循太阳高度角>30°和传感器垂直拍摄等条件。

表 5 标准化辐射特性数据示例

Table 5 Example of standardized radiation characteristic

波长	450 nm	555 nm	660 nm	720 nm	750 nm	840 nm
海滩树林	0.017 76	0.039 60	0.021 50	0.077 42	0.112 21	0.110 52
海滩树林	0.020 35	0.062 17	0.031 47	0.142 45	0.156 85	0.151 89
海滩树林	0.015 42	0.039 84	0.019 68	0.081 18	0.111 58	0.110 11
海岸水际	0.079 16	0.140 59	0.174 36	0.196 23	0.204 44	0.215 43
海岸水际	0.075 61	0.138 09	0.172 46	0.195 88	0.202 79	0.213 26
海岸水际	0.072 51	0.134 87	0.166 74	0.190 67	0.197 29	0.208 53
滩涂沙石	0.129 54	0.150 90	0.137 43	0.128 06	0.128 56	0.116 43
滩涂沙石	0.139 39	0.163 90	0.155 42	0.145 32	0.145 50	0.133 71
滩涂沙石	0.144 17	0.172 12	0.161 94	0.155 03	0.152 14	0.141 53

针对上述非线性多维数据,本研究采用 t 分布随机近邻嵌入(t-distributed stochastic neighbor embedding, t-sne)算法进行降维聚类。t-sne 的本质是一种嵌入模型,它在尽量保留样本集局部特性的基础上,将高维空间中的样本投影到低维空间中。样本集经过 t-sne 变换后,如果在低维空间中仍具有可分性,则表明原始样本集是可分的,即类

内紧密度高且类间离散度高;如果在低维空间呈现为不可分,则可能是样本集本身不具有可分性。为便于可视化,本研究选择将维度降到 2 维。如图 13 所示,为 3 种不同滩涂地物在不同气象条件下的聚类结果。由图 13 可知,在不同气象条件下,滩涂地物的辐射特性存在异质性,这也说明了气象参数对地物辐射特性非线性的影响。

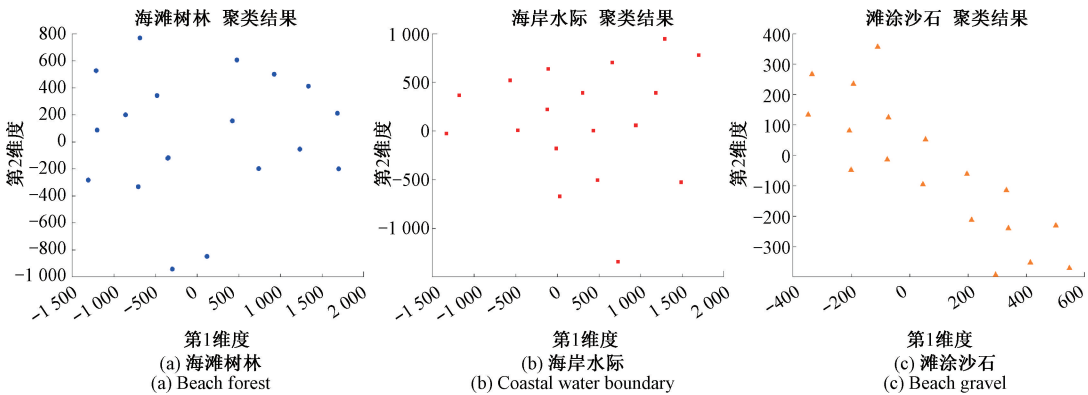


图 13 单一地物的聚类结果

Fig. 13 Cluster results of a single object

如图 14 所示,为 3 种地物联合的聚类结果,图 13、14 中的数字 1、2、3 分别代表海滩树林、海岸水际和滩涂沙石。由图 14 可知,3 类目标散点分布呈现出一定聚类特征。除海滩树林的 3 组数据和滩涂沙石的 2 组数据外,多数同类别散点相对聚集,不同类别散点存在明显空间分隔。特别是海岸水际的散点形成独立簇,与其他类别间隔清晰,反映其特征与海滩树林、滩涂沙石差异大。也证明地物类型对辐射特性的影响要大于气象参数变化对辐射特性的影响,本研究光谱数据预处理和多参数 BP 网络预测的有效性,可为滩涂地区遥感应用提供直观且有价值的分析依据。

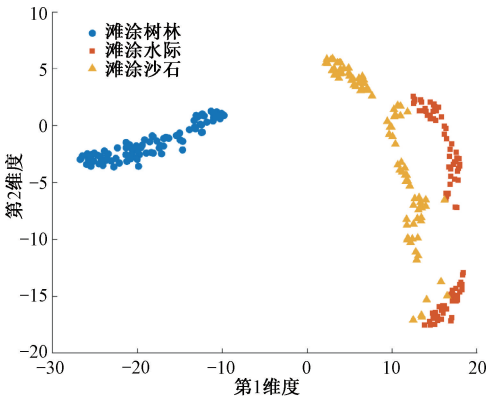


图 14 3 种地物联合的聚类结果

Fig. 14 Cluster results of three types of objects combined

5.4 总结讨论

综上,针对滩涂区光谱辐射特性的预测分析开展了系统搭建、数据采集、预处理以及多参数 BP 网络的预测分析,初步证明了所提方法的可行性。但本文方法也存在局限性:1)数据较为有限,基于机器学习、深度学习预测首先要解决数据的问题,目前本文主要针对某地某一时间段的数据分析,文中虽基于不同时间段的训练测试进行了适应性分析,但针对其他地区的数据有效性、方法适应性以及泛化性还有待进一步的验证;2)南北地区不同滩涂区的光谱辐射特性存在差异,在获得不同区域地物光谱辐射数据后还需要进行一致性分析;3)本文光谱辐射定标方法以标准白板数据作为参考,并默认为一定时间内(通常默认为一次数据采集过程)的光照参数不会发生变化,这在大多数情况下可以满足,但在云层变化较快时还需要多次标校已获得更加准确的原始数据;此外,还可进一步探索面向复杂场景复杂参数时的预测方法,例如粒子群优化预测算法或 LSTM 等深度学习预测算法等。

6 结 论

对于传统手段在对滩涂地物预测时存在光谱误差、时空可比性差等问题,本文提出一种基于多参数 BP 神经网络的辐射特性预测方法。预测和聚类结果表明,本文算法能够精准拟合辐射值随波段的变化规律,误差可控且稳定,海岸水际的 MAE、MSE、RMSE 最小可达 0.214 9、0.184 3 和 0.429 3。本研究首先针对任务需求对传感器进行选型,搭建了一套无人机载多光谱和气象数据采集系统。其次,设计了一种基于标准灰板的光谱数据预处理方法。最后,在光强、温度、湿度等气象条件约束下提出了一种多参数 BP 网络的辐射特性预测方法,为滩涂地物遥感监测及辐射特性预测提供了可靠的模型支撑。未来的研究将进一步针对滩涂环境的时变特性,对网络结构进行优化,并针对不同季节、不同天气状态下的地物辐射特性展开研究。

参考文献

- [1] 王紫阳, 吴晓青, 王俊杰, 等. 黄河三角洲区域海水养殖时空演变及其对滩涂湿地资源的影响[J]. 农业资源与环境学报, 2023, 40(2): 291-301.
- WANG Z Y, WU X Q, WANG X J, et al. Temporal and spatial evolution of mariculture in the Yellow River Delta and its impact on mudflat wetland resources[J]. Journal of Agricultural Resources and Environment, 2023, 40(2): 291-301.
- [2] 郭春海, 张英明, 丁忠明. 无人机机载 LiDAR 在沿海

滩涂大比例尺地形测绘中的应用[J]. 测绘通报, 2019(9): 155-158.

- GUO CH H, ZHANG Y M, DING ZH M. Application of UAV airborne LiDAR in large-scale topographic mapping of coastal mudflat[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(9): 155-158.
- [3] 郭润泽, 孙备, 孙晓永, 等. 无人机弱光条件下多模态融合目标检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(1): 338-350.
- GUO R Z, SUN B, SUN X Y, et al. Multimodal fusion object detection method for UAVs under low light conditions[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(1): 338-350.
- [4] 吴靖, 张朋朋, 黄峰, 等. NO₂ 双通道光谱成像定量监测技术研究[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(4): 155-162.
- WU J, ZHANG P P, HUANG F, et al. Research on quantitative monitoring technology of NO₂ dual-channel spectral imaging[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(4): 155-162.
- [5] 李鑫星, 马殿坤, 谢天铎, 等. 光谱技术在水产品异物残留检测中的研究进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(6): 1661-1665.
- LI X X, MA D K, XIE T H, et al. Research progress of spectroscopic technology in the detection of foreign matter residues in aquatic products[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(6): 1661-1665.
- [6] ZHANG Y, HAN W T, ZHANG H H, et al. Evaluating soil moisture content under maize coverage using UAV multimodal data by machine learning algorithms[J]. Journal of Hydrology, 2023, 617: 129086.
- [7] 郁嘉恺, 赵巨峰, 崔光茫, 等. 基于滤光轮双相机系统的高光谱分辨率成像[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(2): 275-284.
- YU J K, ZHAO J F, CUI G M, et al. High spectral resolution imaging based on filter wheel dual camera system[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(2): 275-284.
- [8] BECCARO L, ALBANO M, TOLOMEI C, et al. Insights into post-emplacement lava flow dynamics at Mt. Etna volcano from 2016 to 2021 by synthetic aperture radar and multispectral satellite data[J]. Frontiers in Earth Science, 2023, 11: 1211450.

- [9] SAHOO M M, TARSHISH R, TUBUL Y, et al. Multimodal ensemble of UAV-borne hyperspectral, thermal, and RGB imagery to identify combined nitrogen and water deficiencies in field-grown sesame[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2025, 222: 33-53.
- [10] 贾延琪,董双丽,肖永宝. 掺钕锆酸盐激光玻璃光谱特性定量计算与预测[J]. *发光学报*, 2023, 44(5): 889-897.
- JIA Y Q, DONG SH L, XIAO Y B. Quantitative calculation and prediction of spectroscopic properties of Thulium-doped germanate laser glass[J]. *Chinese Journal of Luminescence*, 2023, 44(5): 889-897.
- [11] 陈嘉伟,周德强,崔晨昊,等. 近红外光谱的小麦面粉质特性预测模型研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2023, 43(10): 3089-3097.
- CHEN J W, ZHOU D Q, CUI CH H, et al. Prediction model of farinograph characteristics of wheat flour based on near infrared spectroscopy [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2023, 43(10): 3089-3097.
- [12] 张天亮,张东兴,崔涛,等. 基于叶片光谱特性的玉米品种抗倒伏性预测[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(1): 178-185.
- ZHANG T L, ZHANG D X, CUI T, et al. Prediction of lodging resistance of maize varieties based on leaf spectral characteristics[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2022, 38(1): 178-185.
- [13] 汪明,贺红娟,王宝瑞,等. 一种通用的基于火焰高光谱的燃烧特性预测模型[J]. *光谱学与光谱分析*, 2025, 45(2): 532-541.
- WANG M, HE H J, WANG B R, et al. A universal combustion characteristic prediction model based on flame hyperspectral analysis [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2025, 45(2): 532-541.
- [14] 潘正豪,王鹏,陈昆燕,等. 变量选择方法对近红外光谱校正模型优化极限的研究[J]. *分析测试学报*, 2023, 42(12): 1659-1665.
- PAN ZH H, WANG P, CHEN K Y, et al. Research on the optimization limit of near infrared spectroscopy calibration model by variable selection method [J]. *Journal of Instrumental Analysis*, 2023, 42(12): 1659-1665.
- [15] 许浩源,李媛媛. GA-BP 神经网络对 SAW 压力传感器测量数据的拟合[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(4): 7-14.
- XU H Y, LI Y Y. Fitting of GA-BP neural network to SAW pressure sensor measurement data[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(4): 7-14.
- [16] 林军,邵俊,宋超宇,等. 干涉型光谱仪高精度光谱定标方法[J]. *光谱学与光谱分析*, 2015, 35(12): 3534-3537.
- LIN J, SHAO J, SONG CH Y, et al. High precision spectral calibration method for interferometric spectrometers[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2015, 35(12): 3534-3537.
- [17] 刘扬,方俊永,刘学,等. 基于滤光片转轮式多光谱相机的辐射校正[J]. *中国科学院大学学报(中英文)*, 2024, 41(5): 636-643.
- LIU Y, FANG J Y, LIU X, et al. Radiation correction of multi spectral camera based on filter wheel[J]. *Journal of University of Chinese Academy of Sciences*, 2024, 41(5): 636-643.
- [18] 运彬媛,谢铁娜,李虹,等. 融合无人机光谱与纹理信息的玉米氮素营养估测[J]. *中国农业科学*, 2024, 57(16): 3154-3170.
- YUN B Y, XIE T N, LI H, et al. Corn nitrogen nutrition estimation by integrating drone spectral and texture information [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2024, 57(16): 3154-3170.
- [19] MIAO H L, ZHANG R, SONG ZH H, et al. Estimating winter wheat canopy chlorophyll content through the integration of unmanned aerial vehicle spectral and textural insights[J]. *Remote Sensing*, 2025, 17(3): 406.
- [20] 刘琼,张豹. 基于 GBDT 算法的锂电池剩余使用寿命预测[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(10): 166-172.
- LIU Q, ZHANG B. Prediction of remaining service life of Lithium batteries based on GBDT algorithm[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(10): 166-172.
- [21] 魏新园,周京欢,钱牧云,等. 随机森林算法在超声缺陷识别中的应用研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(5): 47-55.
- WEI X Y, ZHOU J H, QIAN M Y, et al. Application of

random forest algorithm in ultrasonic defect recognition[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(5): 47-55.

[22] 周江平, 周媛媛, 周学军, 等. 基于 BP 神经网络的测量设备无关协议参数预测[J]. 电子科技大学学报, 2024, 53(4): 611-616.

ZHOU J P, ZHOU Y Y, ZHOU X J, et al. Measurement device independent protocol parameter prediction based on BP neural network [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2024, 53(4): 611-616.

作者简介



孙备, 2018 年于国防科技大学获得博士学位, 现为国防科技大学副研究员, 硕士生导师, 主要研究方向为无人平台智能侦测与对抗。
E-mail: sunbei08@ nudt. edu. cn

Sun Bei received his Ph. D. degree from National University of Defense Technology in 2018. He is currently an associate researcher and graduate advisor at National University of Defense Technology. His main research interest includes intelligent detection and countermeasure of unmanned platforms.



郭润泽 (通信作者), 2018 年、2021 年于国防科技大学获得学士、硕士学位, 现为国防科技大学博士研究生, 主要研究方向为智能侦测与对抗。
E-mail: guorunze14@ nudt. edu. cn

Guo Runze (Corresponding author) received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from National University of Defense Technology in 2018 and 2021, respectively. He is currently a doctoral student at National University of Defense Technology. His main research interest includes intelligent detection and countermeasures.