DOI：10. 16853/j. cnki. 1009-3575. 2026. 05. 005

内蒙古典型草原布氏田鼠鼠洞无人机遥感识别研究

刘 楠[1,2,3]，郭雪佳[1,2,3]，褚东阳[1,2,3]，林忆馨[4]，李 鑫[1,2,3]，杨文蕾[5]，叶国辉[1,2,3]，付和平[1,2,3,*]，袁 帅[1,2,3,*]

（1. 内蒙古农业大学草业学院，呼和浩特 010011；2. 草地啮齿动物生态学与鼠害控制自治区高等学校重点实验室，呼和浩特 010011；3. 内蒙古农业大学草地资源教育部重点实验室，呼和浩特 010011；4. 内蒙古自治区农牧业技术推广中心，呼和浩特 010080；5. 鄂尔多斯市鄂托克前旗敖勒召其镇人民政府，敖勒召其镇 016299）

摘要：本研究旨在提升布氏田鼠（*Lasiopodomys brandtii*）在内蒙古典型草原上的监测效率，以便更有效地应对其挖掘活动导致的草场退化。传统的监测方法如堵洞盗洞法费时费力，已难以满足实际生产需求。针对此情况，本研究提出基于无人机遥感技术的布氏田鼠鼠洞监测方法，并于2023年在内蒙古锡林郭勒盟典型草原采集无人机多光谱影像数据，结合面向对象的多尺度分割、植被指数，以及支持向量机和K邻近值两种监督分类器对布氏田鼠鼠洞进行自动识别。在使用大疆M300 RTK无人机搭载RedEdge双相机成像系统的条件下（分辨率1 280×960像素），研究结果确定布氏田鼠鼠洞的最佳分割尺度为30 cm（波段权重比1∶1∶1∶1∶1，形状因子0. 3，紧致因子0. 5），并基于OSAVI的支持向量机（SVM）分类器表现最佳，总体精度达74. 29%（Kappa系数0. 719 3），显著优于K邻近值分类器（KNN）（总体精度72. 14%，Kappa系数0. 689 6，$P<0.001$）。本研究明确了布氏田鼠鼠洞识别的关键参数和最佳监督分类方法，为无人机在草原鼠害监测中的高效应用提供了可靠方法。

关键词：无人机遥感技术；监测；布氏田鼠；鼠洞识别

中图分类号：S812. 6 **文献标志码**：A **文章编号**：1009-3575（2026）05-0036-10

UAV Remote Sensing Identification of Brandt's Vole Burrows in Typical Grasslands of Inner Mongolia

LIU Nan[1,2,3], GUO Xuejia[1,2,3], CHU Dongyang[1,2,3], LIN Yixin[4], LI Xin[1,2,3], YANG Wenlei[5], YE Guohui[1,2,3], FU Heping[1,2,3,*], YUAN Shuai[1,2,3,*]

（1. *College of Grassland Science, Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot* 010011, *China*; 2. *Key Laboratory of Grassland Rodent Ecology and Rodent Pest Control at Universities of Inner Mongolia Autonomous, Hohhot* 010011, *China*; 3. *Key Laboratory of Grassland Resources, Ministry of Education, Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot* 010011, *China*; 4. *Agricultural and Animal Husbandry Technology Promotion Center of Inner Mongolia Autonomous Region, Hohhot* 010080, *China*; 5. *The Government of Aolezhaoqi Town, Etuokeqianqi, Aolezhaoqi Town* 016299, *China*）

Abstract: This study aimed to improve the monitoring efficiency of Brandt′s vole (*Lasiopodomys brandtii*) in the typical grasslands of Inner Mongolia, and to more effectively address the grassland degradation caused by its burrowing activity. Traditional monitoring methods, such as the burrow-plugging method, are time-consuming and labor-intensive, failing to meet practical needs. In response, this study proposed a UAV remote sensing-based method for monitoring the Brandt′s vole burrows. In 2023, multispectral imagery was collected via UAV in the typical grasslands of Xilin Gol, Inner Mongolia, and analyzed using object-oriented multi-scale segmentation, vegetation indices, and two supervised classifiers, i. e., support vector machine (SVM) and K-nearest neighbor (KNN), to automatically identify vole burrows. Under the conditions of using a DJI M300 RTK drone equipped with a RedEdge dual-camera imaging system (Resolution 1 280×960 pixels), the study determined that the optimal segmentation scale for Brandt′s vole burrows was 30 cm, with the optimized soil-adjusted vegetation index (OSAVI) identified as the best vegetation index. SVM classification based on OSAVI yielded the highest recognition accuracy at 74. 29%, with a Kappa coefficient of 0. 719 3, outperforming KNN. This study clarified the key parameters and optimal supervised classification method for the vole burrow identification, providing a reliable approach for an efficient UAV-based pest monitoring method in grasslands.

Key words: Drone remote sensing technology; Monitoring; Brandt′s vole; Burrow identification

布氏田鼠（*Lasiopodomys brandtii*）是内蒙古典型 草原的主要害鼠，是一种体型较小的群居性草原害

收稿日期：2025-05-14
基金项目：内蒙古自治区自然科学基金项目（2023MS03025）；国家自然科学基金项目（32060256，32060395）；内蒙古自治区科技计划项目（2021GG0108）；内蒙古自治区科技重大专项项目（2021ZD0006）
作者简介：刘 楠（1999—），女，硕士研究生，主要从事啮齿动物生态学与草地保护等方面研究，E-mail：1963948644@qq. com；*为通信作者，付和平（1967—），男，博士，教授，主要从事啮齿动物生态学与草地保护等方面研究，E-mail：Fuheping@126. com；袁 帅（1982—），男，博士，教授，主要从事啮齿动物生态学与草地保护等方面研究，E-mail：yuanshui2020@163. com

鼠，不冬眠，繁殖率高，数量一旦暴发对草原植被危害极大[1-2]。鼠害的发生还常常伴有各种疾病的传播，其中包括鼠疫、流行性出血热、钩端螺旋体等传染病，给人类健康造成极大的威胁[3]。因此，监测和预测布氏田鼠的种群动态，对于有效地制定其防治措施具有重要意义。

鼠洞调查研究经历了从传统的人工调查向遥感监测的演进，遥感监测先后经历了卫星遥感监测和无人机遥感监测两个阶段，调查精度和效率不断提高。人工调查阶段主要采用铗日法、洞口调查法和标志重捕法等方法，尽管操作相对简单，但耗时费力，难以实现大范围草原鼠害的动态监测[4]。进入遥感监测阶段，卫星遥感技术开始用于鼠洞密度（RHD）与环境因素的关系分析。例如，Shi 等[5]在天山北坡研究发现植被条件对海拔 600 m 以上的鼠密度影响较大，而放牧强度影响相反。徐正刚等[6]利用 MODIS 植被指数提出鼠害评估方法，并确定 EVI 为合适指标。Chidodo 等[7]通过 NDVI 监测坦桑尼亚半干旱地区害鼠种群，发现 NDVI 与鼠密度呈显著线性关系（R^2=0. 71）。李培先等[8]在阿尔金山利用最大似然分类和决策树方法提取鼠害发生区，发现鼠荒地沿水源边缘分布，并呈扩展趋势。这些研究表明，卫星遥感技术能够在大尺度上评估鼠害分布及其驱动因素。无人机遥感监测阶段进一步提升了鼠害调查的精度和时效性。崔博超等[9]利用 YOLOv3 网络在大沙鼠鼠洞数据集上的平均查准率为 92. 37%。孙珊珊等[10]研究东北鼢鼠种群数量调查的最佳 UAV 采样高度（50 m），提高了调查准确性。董克池等[11]结合无人机影像和人工调查，分析祁连山东段高寒草甸鼠丘斑块的空间分布及其对植被的影响。这些研究表明，无人机遥感不仅能够实现更精细的鼠害监测，还能结合人工调查进行验证，提高数据的准确性和实用性。总体而言，鼠害监测技术经历了从人工调查到遥感监测的转变，卫星遥感技术为大尺度评估提供了可能，而无人机遥感则在高精度监测方面展现出巨大优势，为鼠害防控提供了更精细的空间信息支持。

随着无人机技术的兴起，遥感监测逐步迈向高分辨率和灵活化。无人机影像不仅能够清晰捕捉鼠洞，还可根据地形特征和季节变化灵活调整监测方案。近年来，多种分析方法被引入无人机遥感技术，包括灰度阈值分割、面向对象图像分析（OBIA）、支持向量机（SVM）及随机森林（RF）等，这些方法显著提升了鼠洞识别的精度和效率[12]。例如，Qi 等[13]采用 OBIA 技术，通过尺度、形状等特征规则，揭示了鄂尔多斯荒漠草原鼠洞的分布规律，并实现了 88. 25% 的识别精度。在无人机遥感研究的推动下，深度学习技术的引入进一步促进了智能化监测的发展。自动化解译模型大幅提升了鼠洞分类的精度和稳定性。Li 等[14]开发的 CGT-YOLOv5n 深度学习模型在内蒙古草原鼠洞检测中取得 92. 80% 的分类精度；Zhang 等[15]通过三维卷积神经网络模型，实现了草原鼠害的高精度分类。此外，研究者针对鼠洞监测开发了特定植被指数，如鼠洞指数（RHI），并结合监督分类方法进一步优化了信息提取效果。董光等[16]在若尔盖草原的研究中，采用灰度阈值分割和 BP 神经网络进行横向比较，确定了不同季节鼠洞监测的最优方法；张涛等[17]提出的 RHI 算法，其 Kappa 系数超过 0. 90，展现了极高的识别效果。

无人机遥感技术的高分辨率特点还广泛应用于多种生态系统的害鼠监测研究。在荒漠地区，低空遥感技术揭示了大沙鼠鼠洞的空间分布特征[18]；在高原草甸区域，结合高分辨率影像与随机森林模型，研究人员精确预测了害鼠活动强度的空间分布[12]。此外，孙迪等[19]采用 OBIA 技术，在新疆荒漠草原实现了 91. 00% 的鼠洞分类精度。这些研究表明，无人机影像结合多种分析方法，不仅显著提高了鼠洞识别的精度，还揭示了鼠洞分布的生态规律，为害鼠监测与防治提供了科学依据。

尽管无人机遥感监测技术在荒漠草原环境中对鼠洞的识别和监测已展现出较高的精度，但在典型草原地区的应用研究仍然相对有限。目前关于典型草原布氏田鼠鼠洞识别的研究较少，现有研究多聚焦于越冬洞群的分布规律[20]，但这些研究未充分考虑长期监测的需求。此外，一些研究未结合多光谱影像或植被指数等环境特征[21]，这限制了鼠洞识别的精度和适用性。典型草原的布氏田鼠鼠洞口通常较小，且植被覆盖较高，这对遥感影像的解析带来了较大挑战。现有研究大多集中于荒漠草原等地形特征更为显著的区域，而针对典型草原的布氏田鼠鼠洞监测技术及方法尚未成熟，特别是在监督分类器的选择及其参数优化方面仍存在不确定性。因此，缺乏专门针对布氏田鼠鼠洞的高效识别模型和分类标准，导致监测精度和实用性不足，这在一定程度上限制了无人机技术在该领域的广泛应用。

本研究利用无人机航拍获取典型草原布氏田鼠分布区域的多光谱影像数据，采用面向对象的分类方

法进行多尺度分割,结合光谱信息、植被指数等特征,采用两种监督分类方法对布氏田鼠鼠洞进行识别。研究通过确定3种植被指数的阈值,探索最适合提取布氏田鼠洞穴的指数特征,并比较支持向量机和K邻近分类器在洞穴识别精度上的表现,为后续大范围推广无人机遥感技术监测啮齿动物种群动态提供了技术参考。

1 材料与方法

1.1 研究区域概况

研究区为布氏田鼠典型鼠害发生区的15个样地,位于内蒙古自治区锡林郭勒盟东乌珠穆沁旗乌里雅斯太镇典型草原,地理坐标为(115°30′—116°30′E,44°42′—45°15′N),海拔为1 200 m左右。气候属于典型的北温带大陆性气候,处于高海拔和中、高纬度带的内陆地区。气候特征为冬季寒冷风大,夏季水热同期。年平均气温1.6 ℃,极端最高气温39.7 ℃,最低气温-40.7 ℃,年日平均气温0.7 ℃。年降水量300 mm左右,主要集中在6—8月份,占年降水量的70%;年蒸发量在3 000 mm以上,土壤为栗钙土。草地类型为典型草原,主要植物种类为大针茅(*Stipa grandis*)、羊草(*Leymus chinensis*)、隐子草(*Cleistogenes squarrasa*)、多根葱(*Allium polyrhizum*)、栉叶蒿(*Neopallasia pectinata*)等。该地区的鼠类有布氏田鼠(*Lasiopodomys brandtii*)、黑线仓鼠(*Cricetelus barabebsis*)、草原黄鼠(*Spermohilus dauricus*)和长爪沙鼠(*Meriones unguiculatus*),其中布氏田鼠为优势种。

1.2 试验器材

本试验利用大疆M300RTK无人机搭载RedEdge双相机成像系统,该成像系统具备3.75 μm像素,集成了两个5波段相机RedEdge-MX和新的RedEdge-MX Blue(表1)。

表1 RedEdge主要参数表

Table 1 Main parameters of RedEdge

指标	相机参数
光谱波段	海岸蓝(coastal blue) 444(28)*,蓝(blue) 475(32),绿(green) 531(14)*,绿(green) 560(27),红(red) 650(16)*,红(red) 668(14),红边(red edge) 705(10)*,红边(red edge) 717(12),红边(red edge) 740(19)*,近红外(near-infrared) 842(57)
分辨率	1 280×960(1.2 MP每波段)
RGB输出	3.6 MP
尺寸/mm	8.7 cm×12.3 cm×7.6 cm(3.4 in×4.8 in×3.0 in)
捕捉速率	所有光谱每秒捕捉一次,12位RAW
视场	47.2° HFOV
采样距离	1 cm每像素(每光谱)在15 m(400 ft) AGL
触发选项	定时器模式,重叠模式,外部触发模式(PWM,GPIO,串行和以太网选项),手动捕捉模式

1.3 数据获取

本试验在2023年春夏季进行图像采集。采集时间选择在上午10点至下午2点之间,天气晴朗,太阳辐射角度不低于30°,以降低当地天气的干扰。无人机飞行高度设定为15 m,航向重叠率为80%,旁向重叠率为75%,在15 m的飞行高度下,相机的分辨率为1 cm/像素,每月选择15个样地进行拍摄,拍摄样区面积均为25 m×25 m。

为确保样本数据的准确性,采用人工取样方法,在无人机飞行的15个样地内随机选择鼠洞洞群,人工记录洞群中实际鼠洞数量并利用手持GPS测量仪记录洞群中心坐标。这些调查数据最终用于验证和评估影像中鼠洞分类结果的准确性。

1.4 数据处理

1.4.1 无人机影像拼接及对象尺度分析

无人机完成信息采集后,利用南方地理数据处理平台进行影像坐标转换,再将无人机拍摄的照片导入到Agisoft Photoscan Professional软件中进行拼接处理。使用eCognition Developer 9.0中的多尺度分割算法对影像进行处理。

多尺度分割生成的分割结果对象作为基于对象的分类单元,利用布氏田鼠鼠洞几何特征、纹理特征的差异,将影像进行分割。设置不同分割参数梯度,选择出最优尺度,对区域内的各种植物对象进行人工视觉解译。得到最佳尺度时,分割多边形对象应该与布氏田鼠鼠洞尽可能匹配,保持相似的大小、形状和轮廓,并且能够与邻近对象清晰地区分开。初始分割尺度参数设置为100像素(pixel),逐级递减。

在eCognition Developer 9.0中的多尺度分割算法中,影像对象的结果的总体相对均一性由4个准则定义。这4个准则分别是分割尺度(scale)、光谱因

子、形状因子、光滑度和紧致度。每个准则都有一个权值,这些权值之和为1。这些准则和权值的定义有助于更准确地对影像进行分割和分析,提高结果的一致性和可靠性。

$$f = W_{\text{color}} \cdot \Delta H_{\text{color}} + W_{\text{shape}} \cdot \Delta H_{\text{shape}} \quad (1)$$

式中:W_{color}为光谱信息权重;ΔH_{color}为光谱异质性值;W_{shape}为形状信息权重;ΔH_{shape}为形状异质性值。其中W_{color}与W_{shape}之和为1。

①分割尺度:是图像形状因子和光谱因子异质性的总和,代表图像异质性程度的阈值。

②光谱因子:在图像分割中,光谱因子参数由各个波段的权重决定,权重反映了图像中不同波段的重要性。

$$\Delta H_{\text{color}} = \Sigma W_c \cdot \sigma_c \quad (2)$$

式中:W_c为各波段的权重;σ_c为各波段的标准差;c为图层数。

③形状因子:光滑度和紧致度是塑造分割对象形状的关键因素。形状因子由这两个部分组成,共同决定了分割对象的几何特征。形状异质性与光谱异质性的计算公式如下:

$$\Delta H_{\text{shape}} = W_{\text{compactness}} \cdot \Delta H_{\text{compactness}} + W_{\text{smooth}} \cdot \Delta H_{\text{smooth}} \quad (3)$$

式中:$\Delta H_{\text{compactness}}$为紧凑度;$\Delta H_{\text{smooth}}$为平滑度;$W_{\text{smooth}}$与$W_{\text{compactness}}$代表两者间的权重,两者之和为1。

1.4.2　植被指数计算

使用归一化差异植被指数(NDVI)[22]、优化土壤调整植被指数(OSAVI)[23]和比值植被指数(ratio vegetation index, RVI)[24]3 种植被指数进行分析计算(表2)。

表2　植被指数公式表

Table2　Vegetation index formula

指数名称	植被指数	公式
归一化差异植被指数	NDVI	(NIR-Red)/(NIR+Red)
优化土壤调整植被指数	OSAVI	(NIR-Red)/(NIR+Red+0.16)
比值植被指数	RVI	NIR/Red

1.4.3　目标地物的选择与建立

研究选取 NDVI、OSAVI、RVI这3种植被指数参与特征选取(表3)。利用eCognition Developer 9.0软件构建分类规则。由于提取鼠洞信息需要运用面向对象结合监督分类方法,因此,根据试验区需要和研究区的实地调查数据,制定了地物解译标准,并且使用航拍技术获取了影像样区中目标地物图像,并对鼠洞和非鼠洞区域的特征进行描述。

表3　3种分类规则特征

Table 3　Three classification rule features

特征类型	特征变量
光谱特征	各波段均值、标准差、亮度
植被指数特征	NDVI、OSAVI、RVI
光谱结合植被指数特征	各波段均值、标准差、亮度值、NDVI、OSAVI、RVI

1.4.4　遥感图像监督分类方法及精度验证与评价

使用支持向量机[25]和K邻近分类法[26]对布氏田鼠洞穴进行识别和分类。利用ENVI5.6软件中的Band Algebra工具中的Band Math,分别输入归一化植被指数NDVI公式、优化土壤调整植被指数OSAVI公式、比值植被指数RVI公式,运用红光668 nm波段、近红外光842 nm波段进行计算;运算结束后得到归一化植被指数影像、土壤调整植被指数影像、比值植被指数影像,黑色为鼠洞,其余为非鼠洞。在得到NDVI、OSAVI、RVI图像计算结果后,使用软件中的感兴趣区域(ROI)功能分别提取鼠洞和非鼠洞区域。通过人工目视解译方法,对ROI区域内的所有像元进行阈值统计和分析(鼠洞的ROI区域有20个,包括覆盖不同大小、形态、环境的鼠洞;非鼠洞的ROI区域有20个,涵盖植被、裸地背景类型),从而确定目标地物的阈值范围。

使用制图精度(produce′s accuracy,PA)、用户精度(user accuracy,UA)、总体精度(overall accuracy,OA)和Kappa系数对分类识别后的鼠洞进行精度评价。

①制图精度(produce′s accuracy)是指正确分类的样本数量与该类别总样本数量的比值,它反映了实际值与参考值之间的一致程度。

$$P_{\text{A}}(C_i) = \frac{a_{ii}}{\sum_{i=1}^{N} a_{ki}} \quad (4)$$

式中:$P_{\text{A}}(C_i)$为类别i的制图精度,a_{ii}为类别i中被正确分类的像元数量,N为总的类别数量,a_{ki}为类别i中被错误分类为类别k的像元数量。

②用户精度(user′s accuracy)是指被正确分类的样本数量与用户关注的类别总样本数量的比值,用于衡量用户最关注的类别的准确性。

$$U_{\text{A}}(C_i) = \frac{a_{ii}}{\sum_{i=1}^{N} a_{ik}} \quad (5)$$

式中:$U_{\text{A}}(C_i)$为类别i的用户精度,a_{ii}为类别i中被正确分类的像元数量,N为总的类别数量,a_{ik}为被分类为类别i且实际类别为k的像元数量。

③总体精度(overall accuracy)是指被正确分类的所有对象数量与总对象数量的比值,用于衡量所有对

象被正确分类的程度。

$$O_A(C_i)=\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{N}a_{kk} \tag{6}$$

式中：$O_A(C_i)$为类别i的整体精度，N为总的类别数量，n为像元总数，a_{kk}为实际类别为k且被正确分类为类别k的像元数量。

④Kappa系数是用来衡量影像分类结果准确性的指标，其取值范围在0到1，数值越接近1表示分类结果与真实地物的一致性越高（表4）。

表4 Kappa系数一致性级别表

Table 4 Kappa coefficient consistency level table

Kappa系数值	一致性级别
0~0.20	极低的一致性
0.21~0.40	一般的一致性
0.41~0.60	中等的一致性
0.61~0.80	高度的一致性
0.81~1.00	几乎完全一致

$$K=\frac{P_0-P_c}{1-P_c} \tag{7}$$

式中：K为Kappa系数；P_0为观察者间的一致性，即分类器预测的准确性，通过混淆矩阵计算得出；P_c为随机一致性，即随机情况下分类器预测的准确性，通过混淆矩阵中的行列和计算得出。

$$P_c=\frac{1}{n^2}\sum_{k=1}^{N}\left(\sum_{i=1}^{N}a_{ki}\cdot\sum_{i=1}^{N}a_{ik}\right) \tag{8}$$

式中：n为类别的数量，N为样本的总数，a_{ki}为混淆矩阵中第k行、第i列的元素，a_{ik}为混淆矩阵中第i行、第k列的元素。

2 结果与分析

2.1 鼠洞影像最佳分割尺度

分割尺度为100 cm时，分割效果粗糙，难以区分鼠洞及周围裸地和杂草；分割尺度为50 cm和40 cm，分割效果相似，不能诠释鼠洞特征；分割尺度为20 cm时，分割效果则过于细碎；当分割尺度为30 cm时，能将鼠洞从图像中分割出来，并且可以很好地诠释其特征。确定最佳分割尺度后对波段权重比和分割因子进行多次试验，最终确定波段权重比为1∶1∶1∶1∶1，形状因子为0.3，紧致因子为0.5（图1）。

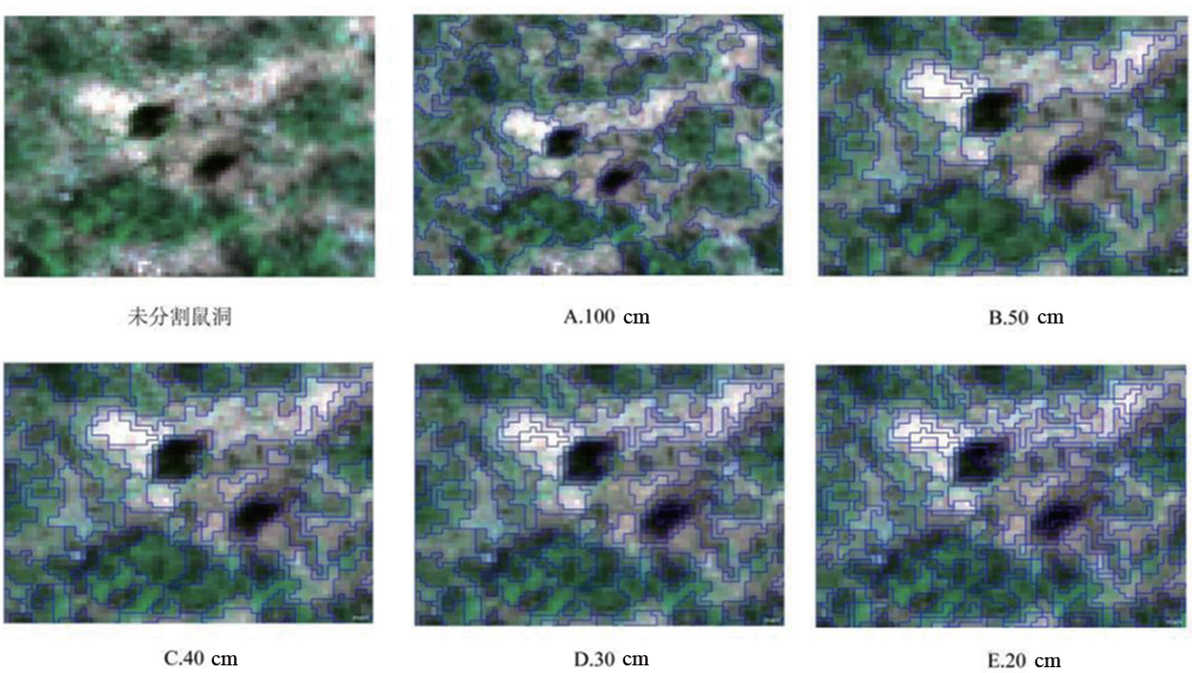


图1 不同尺度分割结果

Fig. 1 Different scale segmentation results

2.2 鼠洞及非鼠洞的特征

鼠洞洞口表现为黑色阴影状，直径在3~5 cm；非鼠洞区域通常呈现绿色调，面积较大且亮度更高（表5）。

2.3 鼠洞信息最优植被指数选择

2.3.1 NDVI对鼠洞的识别分析

鼠洞的NDVI计算结果显示为植被指数影像，其中鼠洞区域以黑色显示，其余区域为非鼠洞

表 5　研究区目标影像判别标志

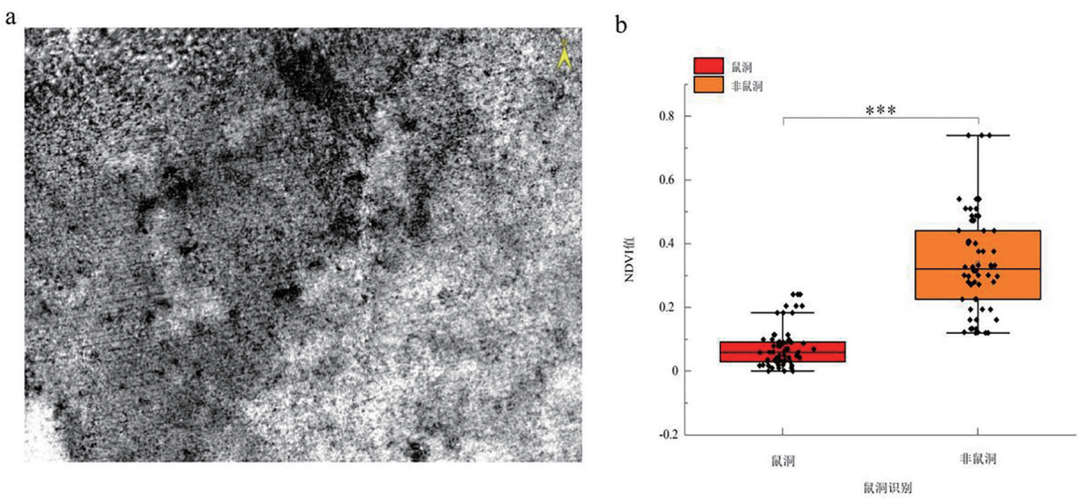
Table 5　Discriminative markers for target images in the study area

目标	特征	航拍实例图
鼠洞	洞口呈黑色阴影状，洞口直径 3~5 cm	
非鼠洞	多呈绿色，面积较大，亮度高	

（图 2-a）。鼠洞和非鼠洞的 NDVI 值统计分析表明，鼠洞的 NDVI 阈值范围主要集中在[0，0. 241]，而非鼠洞的 NDVI 阈值范围为[0. 12，0. 74]，尽管两者有部分重叠，但整体分布差异显著（P < 0. 001）（图 2-b）。

2. 3. 2　OSAVI 对鼠洞的识别分析

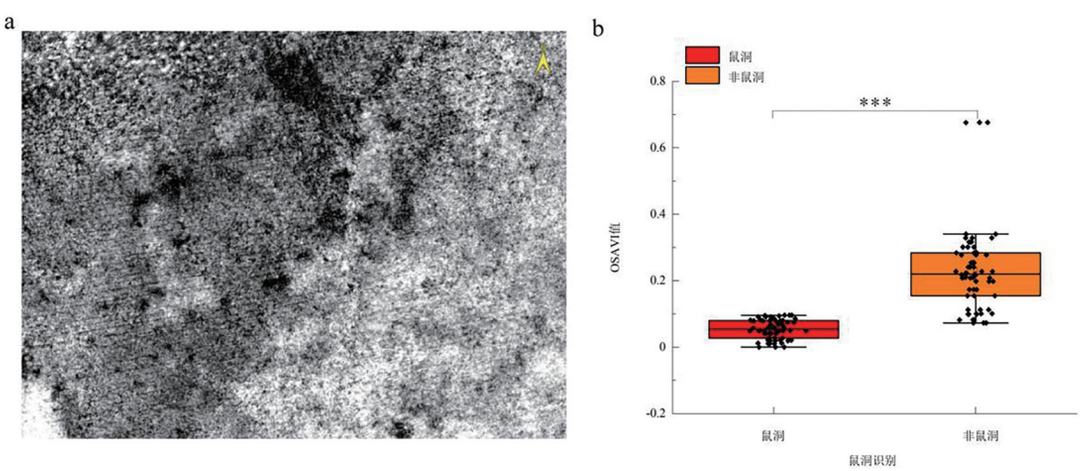
鼠洞的 OSAVI 计算结果显示为植被指数影像，其中鼠洞区域以黑色显示，其余区域为非鼠洞（图 3-a）。鼠洞和非鼠洞的 OSAVI 值分析表明，鼠洞的 OSAVI 阈值范围为[0，0. 096]，而非鼠洞的 OSAVI 阈值范围为[0. 073，0. 676]，两者的阈值区间重叠较小，整体分布差异明显（P<0. 001）（图 3-b）。



注：图中***表示两者独立样本检验有极显著统计学差异（P<0. 001）。

图 2　NDVI 计算结果及鼠洞与非鼠洞阈值分布

Fig. 2　The calculation results of NDVI and the threshold distribution of rodent burrow and non-rodent burrow



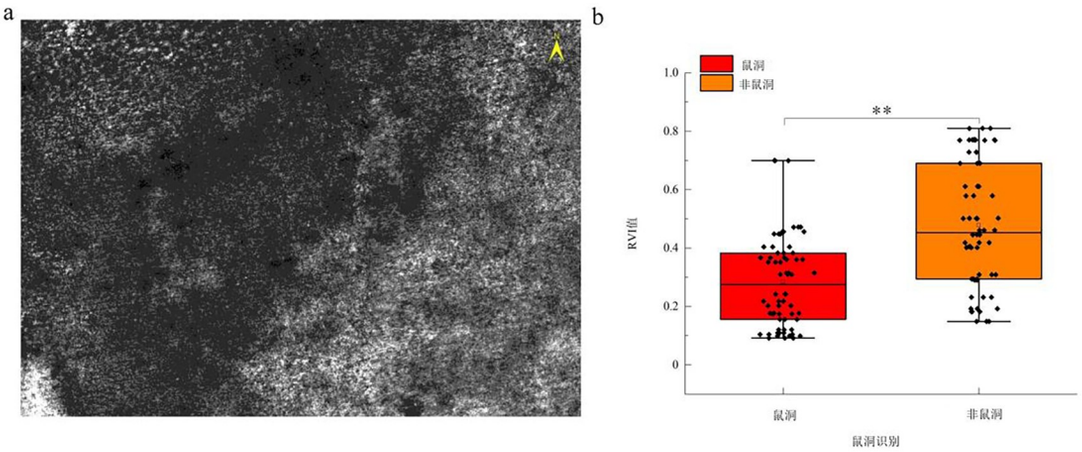
注：图中***表示两者独立样本检验有极显著统计学差异（P<0. 001）。

图 3　OSAVI 计算结果及鼠洞与非鼠洞阈值分布

Fig. 3　The calculation results of OSAVI and the threshold distribution of rodent burrowe and non-rodent burrow

2. 3. 3　RVI 对鼠洞的识别分析

鼠洞的 RVI 计算结果显示为植被指数影像，其中鼠洞区域以黑色显示，其余区域为非鼠洞（图 4-a）。鼠洞和非鼠洞的 RVI 值分析结果表明，鼠洞的 RVI 值范围为[0. 092，0. 472]，而非鼠洞的 RVI 值范围为[0. 149，0. 810]。两者的整体分布也存在差异（P< 0. 01），但两者的阈值区间重叠较大，无法有效区分鼠洞与非鼠洞（图 4-b）。



注:图中**表示两者独立样本检验有极显著统计学差异(P<0.01)。

图4 RVI计算结果及鼠洞与非鼠洞阈值分布

Fig. 4 The calculation results of RVI and the threshold distribution of rodent burrow and non-rodent burrow

3种植被指数处理下鼠洞与非鼠洞的阈值重叠程度为(重叠程度越大,二者越容易混淆):RVI>NDVI>OSAVI(图5),所以优化土壤调整植被指数OSAVI为布氏田鼠鼠洞识别的最优植被指数,可运用该指数作为分类特征。

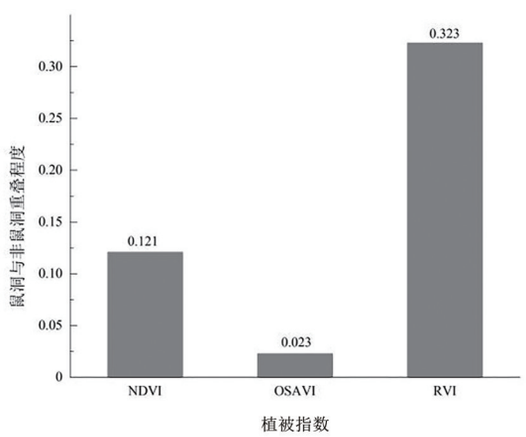
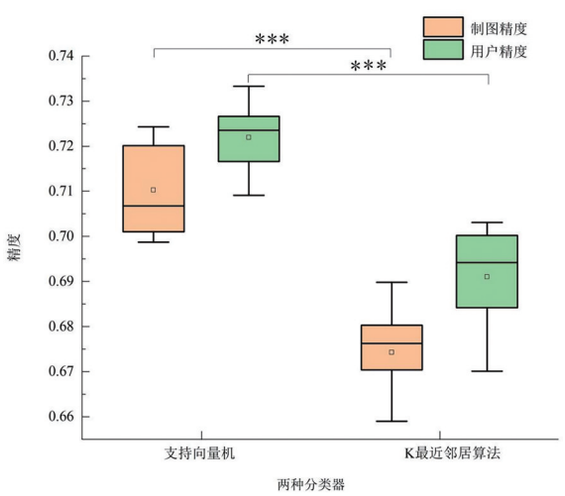


图5 3种植被指数的鼠洞与非鼠洞阈值重叠程度

Fig. 5 Overlap degree of thresholds between rodent burrow and non-rodent burrow for three indices



注:图中***表示两者独立样本检验有极显著统计学差异(P<0.001)。

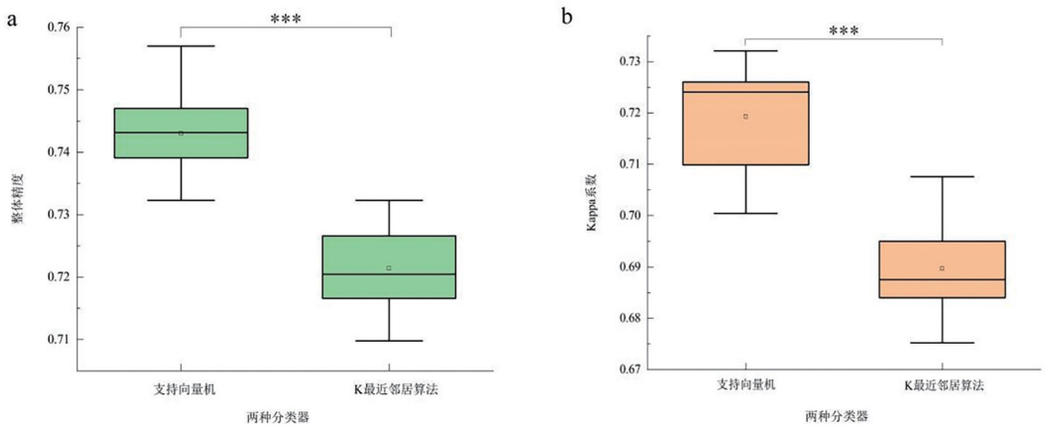
图6 OSAVI特征下两种分类器的分类精度

Fig. 6 Classification accuracy of two classifiers under the OSAVI feature

2.4 鼠洞精度评价

SVM分类器在OSAVI特征下的制图精度和用户精度分别为71.02%和72.19%,KNN分类器在OSAVI特征下的制图精度和用户精度分别为67.43%和69.10%,SVM与KNN分类器的制图精度之间呈极显著差异(t=7.852,P<0.001),SVM与KNN分类器的用户精度之间呈极显著差异(t=7.154,P<0.001,图6)。

OSAVI特征下,SVM分类器整体分类精度为74.29%,KNN分类器整体分类精度为72.14%,SVM与KNN分类器的整体精度之间呈极显著差异(t=6.511,P<0.001,图7-a);两种分类器Kappa系数与以上分类精度趋势相同,SVM分类器Kappa系数为0.719 3,KNN分类器Kappa系数为0.689 6,SVM与KNN分类器的Kappa系数之间呈极显著差异(t=6.182,P<0.001,图7-b)。OSAVI特征下鼠洞SVM与KNN分类示意图,相较于KNN分类示意图,SVM分类示意图识别的鼠洞精度更高(图8-a、图8-b)。综合对比分析,鼠洞最优识别方式为在优化土壤调整植被指数OSAVI特征下运用支持向量机SVM分类器进行分类。



注：图中***表示两者独立样本检验有极显著统计学差异（P<0.001）。

图 7　OSAVI 特征下 2 种分类器的整体分类精度和 Kappa 系数

Fig. 7　Overall classification and Kappa coefficient accuracy of two classifiers under the OSAVI feature

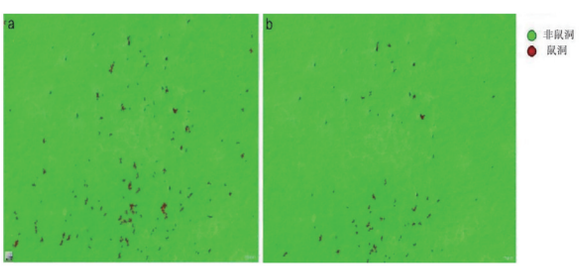


图 8　OSAVI 特征下鼠洞 SVM 与 KNN 分类示意图

Fig. 8　Schematic diagram of the classification of SVM and KNN in rodent burrow under OSAVI characteristics

3　讨论

目前，传统的基于像元的分类方法在处理高分辨率无人机遥感影像时存在着像元混合、信息丢失等问题，限制了分类精度和效果[27]。因此，结合面向对象的分类方法和植被指数特征分析，成为提高遥感影像分类精度和效果的重要途径之一。本研究以布氏田鼠鼠洞为研究对象，在对象尺度进行多尺度分割，运用 3 种植被指数阈值确定提取鼠洞信息最优指数，结合最优植被指数运用两种监督分类方法对布氏田鼠鼠洞识别，对结果进行精度评价比较最优识别方法。

本研究利用了多尺度分割、植被指数阈值提取和监督分类等技术挖掘图像信息，以此提高鼠洞识别的准确性和鲁棒性。多尺度分割通常会在不同尺度下对图像进行分析，以捕捉不同尺度下的目标或地物特征。这种方法可以帮助克服单一尺度下可能存在的信息缺失或混淆的问题，提高分割的准确性。董光等[16]对若尔盖草原的鼠害害情严重区域正射影像进行了 4 种不同的提取方法的对比分析，包括灰度阈值分割、面向对象法、BP 神经网络和优选色彩纹理，经过综合比较后，基于规则的面向对象法在获取的各项指标中都是最优的，这表明本研究运用面向对象多尺度分割鼠洞图像具有一定的可行性。植被指数是遥感中的关键指标，用于量化地表植被的生长状况、密度和健康状态。该指数通常基于不同波段（如可见光和近红外光）的反射率计算得出。研究人员可以通过选择合适的植被指数来评估植被健康、监测生态系统变化等环境问题。本研究通过对比 3 种植被指数（RVI、NDVI、OSAVI）的目标地物阈值重叠程度，确定最优植被指数特征为优化土壤调整植被指数 OSAVI。这一结果与刘洋洋[28]在区分草原鼢鼠土丘与非土丘效果中获得的最佳植被指数结果一致。李鹤[29]基于高光谱图像对比 NDVI、SAVI 和一阶微分阈值法对鼠洞的识别精度，结果显示一阶微分阈值法效果最好。一阶微分阈值法在识别高光谱图像中的鼠洞时，能够利用光谱数据的细微变化，有效捕捉鼠洞与周围土壤背景的光谱差异，从而显著提高识别精度。然而，该方法对光谱数据的分辨率要求较高，通常需要丰富的波段信息支持。而多光谱图像仅包含少数宽波段，无法提供一阶微分法所需的精细光谱数据，导致其在多光谱图像中的识别精度较低。因此，一阶微分阈值法更适合高光谱图像的应用，不适用于波段较少的多光谱图像。此外，由于高光谱成像成本高昂，这种方法在草原有害生物的广泛监测应用中受到限制。朱相兵等[30]以荒漠草原地表微斑块为研究对象，利用 3 种植被指数对地面多光谱数据进行分析处理，运用阈值法对试验区微斑块的光谱分布进行了统计分析，发现 SAVI 分类精度优于其他两种植被指数；而本研究最优分类植被指数为 OSAVI。造成研究结果不同的原因可能是典型草原植被覆盖度高于荒漠草原，识别分

类过程中裸地的错分情况较少，OSAVI相较于SAVI对土壤背景的影响更小[31]。遥感图像的监督分类方法是一种基于样本标注信息的图像分类技术。常用的监督分类算法包括决策树、支持向量机、K-最近邻（KNN）和神经网络等[32]，在本研究中我们使用支持向量机和K邻近分类法对布氏田鼠洞穴进行识别和分类。选择这两种监督分类方法主要是因为这两种方法在小样本、非线性特征处理和计算效率方面的优势。SVM能够找到不同类别之间的最佳分类边界，对多光谱数据中的细微光谱差异有较强的识别能力，特别适用于样本较少、类别差异小的场景。KNN则通过样本间的距离进行简单而有效的分类，能较好适应鼠洞与背景的光谱差异，且计算复杂度低。相比之下，其他监督分类方法，如决策树和神经网络，可能对样本量和计算资源的需求更高，且在多光谱图像的高维数据中表现不如SVM和KNN稳定[33]。此外，在试验过程中草原环境中的其他干扰因素（如牛粪）对分类精度构成了一定挑战。牛粪通常呈现为不规则的圆形或椭圆形斑块，表面纹理较粗糙且光谱反射率较低，而鼠洞呈现为圆形或椭圆形的凹陷，边缘清晰且与周围土壤背景形成一定光谱差异。引入机器学习训练样本集，SVM在捕捉牛粪与鼠洞间的细微光谱差异方面表现尤为突出，能够通过最优分类边界实现高精度分类。相比之下，KNN虽在光谱相似目标分类中具有良好表现，但分类精度稍逊于SVM。这与周晓琳等[34]关于草地鼠洞自动识别的研究结果一致，表明SVM在草原鼠洞与其他干扰物分类中的鲁棒性更强。结合前人研究，SVM在草原鼠洞识别中的表现优于其他分类器。例如，林忆馨[35]在鼢鼠土丘分类研究中，利用SVM实现了与人工采集数据相关性超过0.8的分类结果，证明了SVM在此类问题中的可行性。本研究结果同样表明，SVM在草原鼠洞的分类和识别中表现出更高的精度和稳定性，是目前适用于草原环境鼠洞分类的最佳方法之一。

本研究通过多尺度分割、植被指数优化和监督分类等方法提高了布氏田鼠鼠洞的识别精度，但仍存在一定精度限制。尽管无人机影像具有较高的分辨率，但对于布氏田鼠等小型鼠洞，其分辨率可能不足以完全捕捉细节特征，尤其在复杂地表环境下，容易导致鼠洞与周围背景的光谱特征混淆。此外，本研究使用的是多光谱图像，虽然在降低成本方面具有优势，但由于波段信息较少，难以捕捉鼠洞与周围背景之间的细微光谱差异，从而限制了分类器对光谱特征的充分利用。同时，本研究的方法在实际应用中还面临其他问题，例如多尺度分割和支持向量机的参数调优，以及高质量训练样本的获取与质量控制等，这些问题需要综合考虑多种因素，以进一步优化方法的性能和稳定性。未来，可以结合机器学习和人工智能（artificial intelligence，AI）技术，通过无人机定期巡航监测鼠洞分布情况，并利用实时数据处理和分析技术构建鼠洞监测预警系统，从而及时发现鼠害风险区域，为鼠害防控工作提供精准、高效的技术支持。

4 结论

在本研究中，利用大疆M300 RTK无人机搭载RedEdge双相机成像系统获取的典型草原布氏田鼠生境多光谱影像数据，通过多尺度分割试验，确定鼠洞的最佳分割尺度为30 cm，并试验出优化土壤调整植被指数（OSAVI）为最优植被指数。基于OSAVI的支持向量机分类方法实现了最高分类精度，整体精度为74.29%，Kappa系数为0.719 3。为进一步提升鼠洞识别精度，在今后的试验中要结合洞群的空间分布模式，分析洞穴密度和排列特征；利用多时相影像动态监测洞穴变化，增强识别时效性；加强鼠洞与干扰物（如牛粪、植被阴影）的光谱差异分析，减少误判；综合植被覆盖指数与光谱特征，并结合地表环境信息，提高模型适应性。这些改进措施可为鼠洞监测和鼠害防控提供更精准、可靠的技术支持。

参考文献：

[1] 付和平，卜 凡，袁 帅，等. 典型草原布氏田鼠种群生态学研究进展[J]. 内蒙古农业大学学报（自然科学版），2022，43(5)：71-79.

[2] 付和平. 草原主要鼠害[J]. 草原与草业，2020，32(3)：63.

[3] 卜 凡，曹晓娟，张卓然，等. 植物源复合不育剂ND-1纳米乳液对小鼠的抗生育作用[J]. 内蒙古农业大学学报（自然科学版），2022，43(3)：30-35.

[4] 武晓东，曹润波，邹元平，等. 内蒙古大兴安岭林区鼠害防治研究[J]. 内蒙古农业大学学报（自然科学版），2000，21(1)：52-57.

[5] SHI H Y，PAN Q，LUO G P，et al. Analysis of the impacts of environmental factors on rat hole density in the northern slope of the tienshan mountains with satellite remote sensing data[J]. Remote Sensing，2021，13(22)：4709.

[6] 徐正刚，赵运林，李 波，等. 基于MODIS植被指数评估洞庭湖区东方田鼠大暴发的危害[J]. 生态学报，2014，34(23)：7101-7109.

[7] CHIDODO D J，KIMARO D N，HIERONIMO P，et al. Application of normalized difference vegetation index (NDVI)

to forecast rodent population abundance in smallholder agro-ecosystems in semi-arid areas in Tanzania[J]. Mammalia, 2020,84(2):136-143.

[8] 李培先,郑江华,倪亦非,等. 阿尔金山草地鼠害发生区及鼠荒地面积遥感估算[J]. 新疆农业科学,2016,53(7):1346-1355.

[9] 崔博超,郑江华,刘忠军,等. 无人机遥感影像的YOLOv3鼠洞识别技术[J]. 林业科学,2020,56(10):199-208.

[10] 孙珊珊,满都呼,伟　军,等. 基于无人机的东北鼢鼠种群数量调查最佳尺度选择[J]. 草业科学,2021,38(9):1841-1849.

[11] 董克池,郝媛媛,董　瑞,等. 高原鼢鼠鼠丘斑块空间分布格局及对植物群落特征影响[J]. 草地学报,2023,31(6):1853-1860.

[12] DONG G, XIAN W, SHAO H Y, et al. Performance of multiple models for estimating rodent activity intensity in alpine grassland using remote sensing[J]. Remote Sensing,2023,15(5):1404.

[13] QI G M, YU Z H, HOU Z J, et al. Toward the automatic detection of effective gerbil holes in desert grasslands through unmanned aerial vehicle imagery[J]. Geocarto International,2023,38(1): 2215722.

[14] LI C, LUO X L, PAN X. CGT-YOLOv5n: a precision model for detecting mouse holes amid complex grassland terrains[J]. Applied Sciences,2024,14(1):291.

[15] ZHANG T,DU J,ZHU X,et al. Research on grassland rodent infestation monitoring methods based on dense residual networks and unmanned aerial vehicle remote sensing[J]. Journal of Applied Spectroscopy,2023,89(6):1220-1231.

[16] 董　光,狄　威,程武学. 基于低空遥感的若尔盖草地鼢鼠鼠害信息提取方法及对比研究[J]. 四川师范大学学报(自然科学版),2022,45(1):110-118.

[17] 张　涛,杜健民,张海军,等. 基于无人机高光谱荒漠草原鼠洞识别方法研究[J]. 光电子·激光,2022,33(2):120-126.

[18] 马　涛,郑江华,温阿敏,等. 基于无人机低空遥感的荒漠林大沙鼠鼠洞分布与地形的关系:以新疆古尔通古特沙漠南缘局部为例[J]. 林业科学,2018,54(10):180-188.

[19] 孙　迪,倪亦非,陈吉军,等. 应用无人机(UAV)低空影像监测黄兔尾鼠鼠洞初探[J]. 中国植保导刊,2019,39(4):35-43.

[20] 杜波波,冀　超,王大伟,等. 基于无人机低空遥感影像分析的布氏田鼠冬季洞群空间分布特征及其影响因子[J]. 生态学报,2025,45(3):1494-1502.

[21] 堂格斯,包玉龙,孙长青,等. 基于无人机遥感和深度学习的布氏田鼠洞群识别[J]. 内蒙古民族大学学报(自然科学版),2023,38(5):448-457.

[22] 汪　超,张　韬. 基于MODIS遥感影像辉腾锡勒草原NDVI变化与气象因子相关性研究[J]. 内蒙古农业大学学报(自然科学版),2021,42(5):32-45.

[23] RONDEAUX G,STEVEN M,BARET F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices[J]. Remote Sensing of Environment,1996,55(2):95-107.

[24] 皮伟强,杜健民,陈　程,等. 基于归一化植被指数对荒漠化草原地面高光谱影像中植被的识别[J]. 内蒙古农业大学学报(自然科学版),2018,39(4):75-79.

[25] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报,2000,26(1):32-42.

[26] 李　蓉,叶世伟,史忠植. SVM-KNN分类器:一种提高SVM分类精度的新方法[J]. 电子学报,2002,30(5):745-748.

[27] 张　昊,潘　新,罗小玲,等. 基于改进DeepLabV^{3+}模型的盐碱地遥感图像分割算法研究[J]. 内蒙古农业大学学报(自然科学版),2024,46(4):84-92.

[28] 刘洋洋. 基于植被指数的无人机多光谱影像鼢鼠土丘提取评价[D]. 呼和浩特:内蒙古农业大学,2023.

[29] 李　鹤. 基于无人机高光谱遥感的典型荒漠草原的鼠洞识别研究[D]. 呼和浩特:内蒙古农业大学,2021.

[30] 朱相兵,毕玉革,刘　浩,等. 基于高光谱遥感的荒漠草原鼠洞识别方法研究[J]. 土壤通报,2020,51(2):263-268.

[31] 花　蕊,董　瑞,包达尔罕,等. 基于无人机影像VDVI指数的不同草地类型地上生物量估算[J]. 草原与草坪,2024,44(5):124-131.

[32] 包宝小,潘　新,马玉宝,等. 典型温性草原遥感图像地表物分类方法的研究[J]. 内蒙古农业大学学报(自然科学版),2015,36(3):147-152.

[33] 张　兵. 高光谱图像处理与信息提取前沿[J]. 遥感学报,2016,20(5):1062-1090.

[34] 周晓琳,安　如,陈跃红,等. 三江源典型区鼠洞无人机遥感识别研究[J]. 亚热带资源与环境学报,2018,13(4):85-92.

[35] 林忆馨. 无人机多光谱遥感在两种鼢鼠危害调查中的应用研究[D]. 呼和浩特:内蒙古农业大学,2022.