

无人机航高对落叶松毛虫虫害遥感监测精度的影响

杨乐¹, 黄晓君^{1*}, 包玉海¹, 包刚¹, 佟斯琴¹, 苏都毕力格²

(1. 内蒙古师范大学地理科学学院, 内蒙古自治区遥感与地理信息系统重点实验室, 内蒙古自治区蒙古高原灾害与生态安全重点实验室, 内蒙古 呼和浩特 010022; 2. 东北师范大学环境学院, 吉林 长春 130024)

摘要:【目的】探究无人机航高对落叶松毛虫(*Dendrolimus superans*)虫害监测精度的影响机制,以期构建先进的森林虫害监测技术框架,为无人机近地面森林虫害遥感监测提供重要参考。【方法】以大兴安岭落叶松毛虫害频发区为试验区,以无人机不同航高下采集的多光谱遥感影像为基础数据,获得健康、轻度和重度虫害的386株落叶松树冠层光谱指数和纹理特征,通过方差分析法(ANOVA)及连续投影算法(SPA)提取对虫害严重程度敏感的光谱特征,结合随机森林(RF)和支持向量机(SVM)算法构建虫害严重程度监测模型,揭示航高对监测精度的影响。【结果】①光谱指数和纹理特征的总体(轻度+重度)监测精度均随航高上升呈下降趋势,而轻度和重度虫害的监测精度却有不同变化态势。②光谱指数(修正型三角植被指数2、绿光归一化差值植被指数2、绿光归一化差值植被指数、差值植被指数、简单比值指数1)+纹理特征(MEA 3)组合的虫害监测精度达到最优(总体精度和Kappa值分别为92.3%和0.891),但其总体和轻度的监测精度随航高上升呈下降趋势(下降速率分别为0.04%/m和0.03%/m),重度的监测精度有上升趋势(上升速率为0.03%/m)。【结论】航高对无人机近地虫害监测精度具有明显影响,并且轻度和重度监测精度随航高的变化速率和趋势有差异。与重度虫害相比,轻度的监测精度随航高的变化速率较快。无人机对虫害早期高精度遥感识别宜选择低航高,而适当提升航高亦能获得对虫害严重程度评估监测的预期效果。

关键词:落叶松毛虫;虫害;无人机;航高;多光谱遥感监测;精度

中图分类号:S763.305

文献标志码:A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

文章编号:1000-2006(2023)04-0013-10



Effects of UAV flight altitude on the accuracy of monitoring *Dendrolimus superans* pests by remote sensing

YANG Le¹, HUANG Xiaojun^{1*}, BAO Yuhai¹, BAO Gang¹, TONG Siqin¹, Sudubilig²

(1. Inner Mongolia Key Laboratory of Remote Sensing & Geography Information System, Inner Mongolia Key Laboratory of Disaster and Ecological Security on the Mongolia Plateau, College of Geographical Science, Inner Mongolia Normal University, Hohhot 010022, China; 2. College of Environment, Northeast Normal University, Changchun 130024, China)

Abstract: 【Objective】 This study aims to explore the influence of unmanned aerial vehicles (UAV) flight altitude mechanism on the accuracy of monitoring larch caterpillar (*Dendrolimus superans*) insect pests, and provide an important reference for ground UAV remote sensing monitoring of forest pests. 【Method】 The areas known for frequent occurrences of *D. superans* in Da Hinggan Mountains were selected and multispectral remote sensing images collected by UAV at different flight altitudes were used as the basic data. This study obtained the canopy spectral indexes and texture features of 386 healthy, mild, and severely damaged trees by *D. superans*. Analysis of variances and continuous projection algorithms were used to extract the spectral features sensitive to pest severity. The pest severity monitoring

收稿日期 Received: 2022-04-25

修回日期 Accepted: 2023-04-16

基金项目: 国家自然科学基金项目(41861056); 内蒙古自然科学基金项目(2022MS04005); 内蒙古自治区科技计划(2021GG0183); 内蒙古高校青年科技英才支持计划(NJYT22030); 内蒙古师范大学引进高层次人才科研启动经费项目(2020YJRC051)。

第一作者: 杨乐(1433713407@qq.com)。*通信作者: 黄晓君(hxj3s@qq.com), 副教授。

引文格式: 杨乐, 黄晓君, 包玉海, 等. 无人机航高对落叶松毛虫虫害遥感监测精度的影响[J]. 南京林业大学学报(自然科学版), 2023, 47(4): 13-22. YANG L, HUANG X J, BAO Y H, et al. Effects of UAV flight altitude on the accuracy of monitoring *Dendrolimus superans* pests by remote sensing[J]. Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition), 2023, 47(4): 13-22. DOI: 10.12302/j.issn.1000-2006.202204047.

model was constructed using random forest and support vector machine algorithms, and expounded the influence of flight altitude on monitoring accuracy.【Result】(1) The accuracy of overall (mild + severe) monitoring of the spectral indexes and texture features decreased with an increase in flight altitudes. However, the accuracy of mild and severe monitoring of trees damaged by *D. superans* exhibited different trends. (2) The pest monitoring accuracy of the combination of spectral indices (MTVI 2, GNDVI 2, DVI, GMI 1 and GNDVI) + texture feature (MEA 3) was the best, and the overall accuracy and Kappa coefficient were 92.3% and 0.891, respectively. However, the overall and accuracy of mild monitoring decreased with an increase in flight altitudes, where the decline rate was 0.04%/m and 0.03%/m, respectively, and the accuracy of severe monitoring increased (the rise rate was 0.03%/m).【Conclusion】The flight altitudes significantly impacted the accuracy of UAV ground pest monitoring. There was a difference in the rate and trend between the accuracies of mild and severe monitoring. The rate of change in the accuracy of mild monitoring with flight altitude was faster than that of the accuracy of the severe monitoring. Thus, an early identification of pests using a high-precision UAV remote sensing, adaptable to various flight altitudes, is needed to monitor pest severity and improve the expected effects.

Keywords: *Dendrolimus superans*; insect pest; unmanned aerial vehicles (UAV); flight altitude; multi-spectral remote sensing monitoring; precision

大兴安岭林区是我国东北森林带的重要组成部分,国家重点纳碳贮碳基地^[1],有“北疆的绿色长城”之称^[2]。落叶松(*Larix* spp.)作为其主要树种,占地面积广,生态效益显著。近年来,该地区落叶松毛虫(*Dendrolimus superans*)虫害频发,其幼虫在5—6月主要以落叶松针叶为食,会改变林木内部生化组分,破坏生理机能,严重时导致落叶松成片枯死^[3]。大兴安岭人工林较多,森林质量低,抵御虫害风险能力弱,对森林生态系统安全造成极大威胁^[4]。目前当地森林虫害监测技术手段落后,多以传统的地面调查为主,难以满足当前监测预警需求。随航空航天和数字信息技术的快速发展,遥感技术在智慧林业的虫害监测应用中逐步成为了主角^[5]。国内外在森林虫害航天遥感监测方面取得了长足进展。如:Harati等^[6]利用LANDSAT卫星遥感数据结合机器学习算法构建模型,预测了山松甲虫(*Dendroctonus ponderosae*)爆发地,其随机森林(RF)算法的曲线下与坐标轴包围面积(AUC)值达0.9999;Bárta等^[7]通过Sentinel-2卫星遥感数据结合随机森林算法对树皮甲虫(*Ips typographus*)侵扰下的云杉(*Picea asperata*)林进行分类,对健康和绿色攻击分类的总体准确率达到78%。但航天遥感监测精度尚未达到理想水平,仍需提高。近年来,无人机遥感以其数据信息的高时空分辨率优势,成为森林虫害监测精度提高的重要技术途径。它在遥感数据的基础上,主要通过机器学习算法建模,如深度学习^[8]、支持向量机^[9]、随机森林^[10]、人工神经网络^[11]等,实现虫害精准监测。Zhang等^[12]获取了航高100m的无人机高光谱影像数据,建立分段偏最小二乘回归模型,对油

松毛虫(*Dendrolimus tabulaeformis*)为害树进行评价,精度达到95.23%;NÄSI等^[13]通过无人机航高55~90m影像数据,采用K近邻分类器分辨受欧洲云杉树皮甲虫侵袭的挪威云杉类型(健康、死亡),总体精度达90%(Kappa值0.80);Zhang等^[14]结合航高100m的无人机高光谱影像和支持向量机分类算法,自动提取了油松毛虫(*Dendrolimus tabulaeformis*)破坏的树冠,总体精度可达93.17%;Yu等^[15]利用无人机航高120m的高光谱图像,构建了三维卷积神经网络模型监测早期松材线虫(*Bursaphelenchus xylophilus*)病,其总体精度达88.11%。

目前利用遥感卫星监测虫害取得了不少成就,但由于其时空分辨率低等缺点,航天遥感多用于实时性要求不高的大区域监测。与其相比,无人机遥感监测具有精度高、时效性强等优点,在小区域中广泛应用。一般研究从航高200m以下中选择一个飞行高度进行无人机遥感监测^[12-15],而未考虑不同航高对监测精度的影响,对航高问题的研究鲜见报道。因此,本研究通过无人机多光谱遥感数据,建立落叶松毛虫虫害严重程度监测模型,揭示不同航高对虫害监测精度的影响,以期构建先进的森林虫害监测技术框架,实现及时、快速、准确监测预警,为保护森林生态系统安全提供技术服务,助力碳达峰、碳中和生态绿色可持续发展提供参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

选取内蒙古牙克石市乌尔其汉镇的典型落叶松毛虫虫害区为研究区,研究区整体呈矩形状,东

北向长 1 018 m,西南向长 303 m,面积约 308 709 m²,中心地理坐标为东经 121° 26' 42",北纬 49°36'39.6"。该地处于大兴安岭西坡,海拔为 500~1 406 m,三面环山,地处寒温带半湿润森林区,属大陆性季风气候,主要树种为兴安落叶松 (*Larix gmelinii*)。落叶松株高 4~13 m、胸径约 0.2~0.6 m、株行距约 5 m、数量约 10 000 棵。

1.2 数据来源

1.2.1 无人机不同航高多光谱遥感数据

利用大疆精灵 Phantom 4 Pro V2.0 四旋翼无人机,搭载多光谱相机[MicaSense RedEdge-M,5个波段:蓝光(434~466 nm)、绿光(544~576 nm)、红光(634~666 nm)、红边(714~746 nm)和近红外(824~856 nm)],设置旁向重叠率和航向重叠率分别为 66%和 79%,通过规划航线,采用 100、150 和 200 m 共 3 种航高分别采集试验区多光谱遥感数据,其相应分辨率分别为 5、10、15 cm。为获取可靠的大兴安岭落叶松冠层多光谱反射率数据,在无人机采集影像前后,通过反射率 50%,尺寸为 150 mm×150 mm 的多光谱辐射标定板做标定,此时相机镜头与地面尽可能成 90°。影像获取后,对其进行筛选,去除无人机起飞和降落阶段及有成像问题的影像。在此基础上,利用 PhotoScan 软件完

成图像拼接、几何校正、辐射定标及裁剪等预处理,最终得到完整的合成波段多光谱影像。

1.2.2 虫害严重程度调查数据

在使用无人机采集数据的同时开展虫害严重程度调查。研究采用失叶率[失叶率(leaf loss rate,LLR)指单位面积上树冠叶片损失量与全部叶片量之比]^[16]来划分虫害严重程度。选取样本树上、中、下 3 个层次的典型树枝,分别计算树枝的失叶率,以平均值作为该树的失叶率。根据失叶率将样本树划分为健康(0≤LLR<5%)、轻度虫害(5%≤LLR<15%)和重度虫害(15%≤LLR<100%)共 3 个等级^[17]。共选取 386 株样本树,其中健康、轻度和重度虫害分别为:140、111 和 135 株。

1.3 研究方法

1.3.1 光谱指数计算

在虫害胁迫下,落叶松外观状态和针叶内部生化组分会发生变化,落叶松光谱指数随之变化,故将光谱指数作为虫害监测指标。首先借助 ENVI 计算影像像元尺度的光谱指数,其次绘制样本树冠层范围,并使用每株树的冠层光谱指数平均值来表征该样本树(单株尺度)的光谱指数值。根据文献资料并结合影像波段特征选取了 12 个光谱指数(表 1)作为虫害严重程度监测的光谱指数集。

表 1 光谱指数及其计算公式依据

Table 1 Spectral indexes and their calculation formula

光谱指数 spectral index	公式 formula	参考文献 reference
花青素反射指数 1 ARI 1	$(1/B_2) - (1/B_4)$	Gitelson 等 ^[18]
类胡萝卜素反射指数 1 CRI 1	$(1/B_2) - (1/B_3)$	Gitelson 等 ^[19]
差值植被指数 DVI	$B_5 - B_3$	Jordan ^[20]
增强植被指数 EVI	B_5/B_3	Pearson 等 ^[21]
简单比值指数 GMI 1	B_1/B_4	Lichtenthaler ^[22]
绿光归一化差值植被指数 GNDVI	B_4/B_2	Gitelson 等 ^[23]
绿光归一化差值植被指数 2 GNDVI 2	$(B_5 - B_3)/(B_5 + B_3)$	Rouse 等 ^[24]
利希滕塔莱指数 LIC 3	$(B_5 - B_2)/(B_5 + B_2)$	Gitelson 等 ^[25]
修正型三角植被指数 MTVI 2	$(B_4 - B_2)/(B_4 + B_2)$	Gitelson 等 ^[25]
归一化植被指数 NDVI	$2.5(B_5 - B_3)/[1 + B_5 + 6B_3 - 7.5B_1]$	Huete 等 ^[26]
比值植被指数 RVI	$1.5[1.2(B_5 - B_2) - 2.5(B_3 - B_2)] / \sqrt{[(2B_5 + 1)^2 - (6B_5 - \sqrt{B_3} - 0.5)]}$	Haboudane 等 ^[27]
三角形植被指数 TVI	$0.5[120(B_4 - B_2) - 200(B_3 - B_2)]$	Broge 等 ^[28]

注: B_1 、 B_2 、 B_3 、 B_4 和 B_5 分别为蓝、绿、红、红边和近红外波段反射率值。 B_1 、 B_2 、 B_3 、 B_4 和 B_5 are the reflectance values of blue, green, red, red edge and near infrared band, respectively.

1.3.2 纹理特征提取

虫害胁迫下,林木冠层结构发生变化,冠层纹理具有明显响应,将纹理特征作为虫害监测另一指标。首先借助 ENVI 软件对多光谱影像进行主成

分分析(principal component analysis,PCA),选用第一主成分,通过灰度共生矩阵计算纹理特征,得到均值(mean, MEA)、方差(variance, VAR)、协同性(homogeneity, HOM)、对比度(contrast, CON)、相

异性(dissimilarity, DIS)、信息熵(entropy, ENT)、二阶矩(second moment, SM)和相关性(correlation, COR)共8个纹理特征参数。其次,选取最佳纹理特征信息,设置 3×3 、 5×5 、 7×7 、 9×9 等4个不同滑动窗口^[29]。最后绘制样本树冠层范围,取其纹理特征平均值来表征该树(单株尺度)的纹理特征值。

1.3.3 敏感光谱特征提取

通过方差分析法(analysis of variance, ANOVA)对林木光谱特征进行敏感性分析,并利用连续投影算法(successive projections algorithm, SPA)结合变量多重共线性最小化的前向选择方法提取敏感光谱特征。首先利用方差分析法计算林木受害严重程度对应光谱特征的 F 值,揭示其对虫害严重程度的敏感性,后利用SPA算法提取敏感光谱特征。

1.3.4 监测模型及其精度评价

在敏感光谱特征选取的基础上,通过Matlab编程构建随机森林(RF)和支持向量机(SVM)分类模型。RF是一种典型的集成学习算法,该模型利用众多决策树对样本进行分类,最终为不同决策树的分类结果投票、综合,可获得更准确和稳定的预测结果。SVM是一种监督类学习算法,泛化能力极强。在多类分类中,每次只对两类样本构建1个SVM模型,获得由多个SVM模型组成的多类分类器,解决多类分类问题的同时保留了SVM的优

良性能。

选取80%的样本树作为训练样本集,其余作为验证样本集。利用总体精度和Kappa系数评价模型监测精度。Kappa系数是一种基于混淆矩阵计算的衡量分类精度的指标,可对模型预测结果和实际分类结果进行一致性检验,其值通常介于0~1,且越趋近于1,模型的分类精度越高^[3]。总体精度(overall accuracy, OA)是指判别模型对所有样本进行预测之后,分类正确的训练样本个数占所有样本个数的比例。总体分类精度越高,代表该模型分类精度就越高。

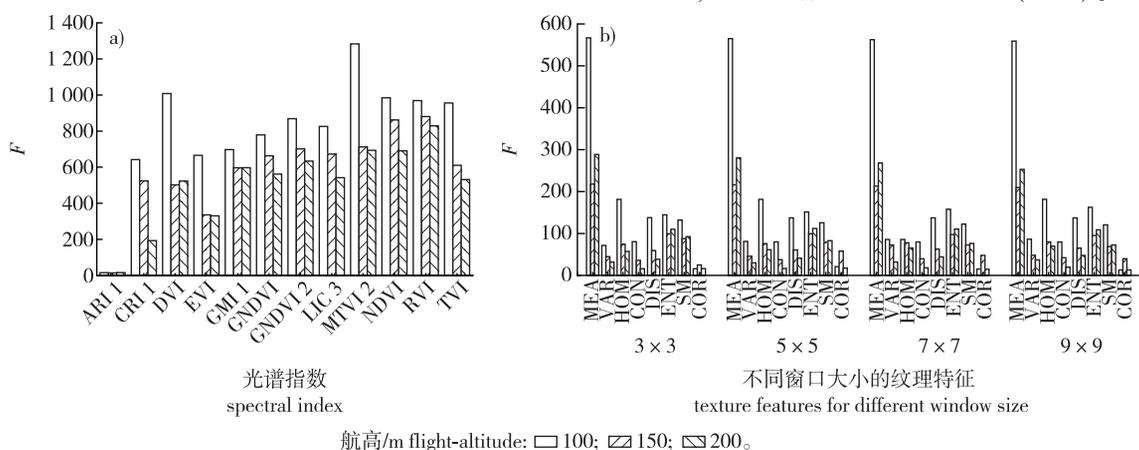
1.3.5 监测精度变化速率计算

为分析监测精度随航高的变化规律,计算了监测精度变化速率,其计算方法为:首先通过监测精度与航高的关系,借助线性拟合算法,获得监测精度的变化趋势线;其次计算变化趋势线斜率,用斜率来描述监测精度变化速率,当航高变化时,监测精度的平均变化速率。

2 结果与分析

2.1 无人机不同航高下光谱特征对虫害严重程度的敏感性

为揭示无人机不同航高光谱特征对虫害的敏感性,分别计算3种航高下林木不同受害程度光谱特征的方差 F 值,其中当 $F > F_{10^{-10}(3, 386)} = 17.60$ 时, $P < 10^{-10}$,说明光谱特征敏感性明显(图1)。



F . 方差值 distance value; ARI 1.花青素反射指数1 anthocyanin reflectance index 1; CRI 1.类胡萝卜素反射指数1 carotenoid reflectance index 1; DVI.差值植被指数 difference vegetation index; EVI.增强植被指数 enhanced vegetation index; GMI.简单比值指数 simple ratio index; GNDVI.绿光归一化差值植被指数 green normalized difference vegetation index; GNDVI2.绿光归一化差值植被指数2 green normalized difference vegetation index 2; LIC3.利希滕塔莱指数3 Lichtentale index 3; MTVI2.修正型三角植被指数2 modified triangular vegetation index 2; NDVI.归一化植被指数 normalized vegetation index; RVI.比值植被指数 ratio vegetation index; TVI.三角形植被指数 triangular vegetation index; MEA.均值 mean; VAR.方差 variance; HOM.协同性 homogeneity; CON.对比度 contrast; DIS.相异性 dissimilarity; ENT.信息熵 entropy; SM.二阶矩 second order moment; COR.相关性 correlation。下同。The same below。

图1 光谱指数(a)和纹理特征(b)的方差图

Fig.1 Variogram of spectral indexes (a) and texture features (b)

从图 1a 可知,除 ARI 1 的 F 值小于 15 以外,其他光谱指数 F 值均大于 193,表明这些光谱指数对林木受害程度具有显著的敏感性。不同航高相比,航高 100 m 的光谱指数敏感性表现较为明显,尤其 MTVI 2、DVI、NDVI、RVI 和 TVI 极为显著;而航高 200 m 的光谱指数敏感性相对低。从图 1b 可知,纹理特征中 MEA 对虫害敏感性最为显著,其 F 值均大于 213。以不同航高相比,MEA 敏感性在航高 100 m 下最显著,其次为航高 200 m,最差为航高 150 m。综上,光谱指数和纹理特征对林木受害程度具有显著敏感性,对林木虫害严重程度判别具有很大的潜力,可作为虫害监测的指标,但在不同航高下其敏感性有差异。

2.2 无人机不同航高下落叶松毛虫虫害严重程度多光谱遥感监测

2.2.1 基于光谱指数的虫害严重程度监测

为分析不同航高光谱指数的监测精度,利用 RF 和 SVM 算法构建林木虫害严重程度的监测模

型,结果如表 2 所示。由表 2 可知,除了 ARI 1,其他光谱指数在所有航高中,SVM 和 RF 模型的总体精度(OA)均优于 0.5,其中 MTVI 2、NDVI、RVI、GNDVI 2、LIC 3、GMI 1 和 TVI 表现较为突出。不同航高相比:航高 100 m 中所有光谱指数的监测精度均达到最佳,其中 MTVI 2 的最优,其 MTVI 2-SVM 和 MTVI 2-RF 模型 OA、Kappa 值分别为 92.3%、0.889 和 90.6%、0.867;而航高 200 m 的大部分光谱指数(CRI 1、EVI、GMI 1、GNDVI、GNDVI 2、MTVI 2、NDVI 和 TVI)的监测精度都较差,如 EVI 的两种模型 OA 和 Kappa 值比 100 m 航高模型的分别下降了 16.7%、20.0% 和 0.256、0.275。综上,光谱指数中 MTVI 2、NDVI、RVI、GNDVI 2、LIC 3、GMI 1 和 TVI 的监测精度较高,可作为落叶松毛虫虫害监测的重要指标。其总体监测精度随航高上升均有下降趋势,当航高上升时,影像空间分辨率降低,故精度也随之降低。由此可见,上述光谱指数可作为低航高时的监测指标。

表 2 基于不同模型光谱指数的虫害严重程度监测精度

Table 2 Precision of pest severity monitoring model based on spectral index

模型 model	光谱指数 spectral index	不同航高 OA/% overall accuracy for different flight altitude			不同航高 Kappa 值 Kappa for different flight altitude		
		100 m	150 m	200 m	100 m	150 m	200 m
支持向量机 SVM	ARI 1	50.0	56.4	51.3	0.424	0.472	0.426
	CRI 1	85.9	82.1	82.1	0.806	0.761	0.764
	DVI	88.5	75.6	85.9	0.838	0.689	0.806
	EVI	85.9	76.9	69.2	0.806	0.695	0.607
	GMI 1	89.7	84.6	84.6	0.856	0.791	0.792
	GNDVI	83.3	82.1	79.5	0.780	0.764	0.734
	GNDVI 2	91.0	84.6	80.8	0.874	0.793	0.751
	LIC 3	89.7	79.5	85.9	0.854	0.732	0.805
	MTVI 2	92.3	91.9	88.5	0.889	0.874	0.840
	NDVI	92.9	91.0	88.5	0.884	0.871	0.840
	RVI	92.3	89.7	85.9	0.890	0.855	0.808
TVI	89.7	83.3	78.2	0.854	0.776	0.721	
随机森林 RF	ARI1	47.4	35.9	39.7	0.403	0.287	0.318
	CRI 1	76.9	75.6	69.2	0.704	0.683	0.623
	DVI	84.6	73.1	76.9	0.792	0.657	0.703
	EVI	79.5	55.1	53.8	0.732	0.460	0.457
	GMI 1	84.6	78.2	73.1	0.792	0.716	0.662
	GNDVI	80.8	79.5	73.1	0.749	0.730	0.666
	GNDVI 2	88.5	79.5	76.9	0.841	0.725	0.706
	LIC 3	87.2	73.1	84.6	0.821	0.661	0.794
	MTVI 2	90.6	89.7	85.9	0.867	0.854	0.809
	NDVI	88.5	85.9	84.6	0.840	0.809	0.788
	RVI	80.8	78.2	76.1	0.744	0.720	0.708
TVI	80.8	76.9	75.6	0.742	0.704	0.688	

2.2.2 基于纹理特征的虫害严重程度监测

为分析不同航高下纹理特征的监测精度,利用不同窗口纹理特征和 RF、SVM 算法,建立了虫害监测模型(表 3)。由表 3 可知,在纹理特征中 MEA 监测精度极为显著,其不同滑动窗口对监测精度的影响并不明显,但其监测精度受航高的影响。当航高 [100, 150) m 时,精度降低;而 [150, 200) m 时,精度稍有提高。最低航高(100 m)的纹理特征监测精度达到最佳,即 MEA-SVM、MEA-RF

模型的 OA 和 Kappa 值分别达到 85.9%、80.6%和 0.756、0.685。总的来说,MEA 纹理特征的虫害总体监测精度随航高上升呈下降趋势。总之,MEA 对落叶松毛虫虫害的监测极具潜力,其精度在航高 100 m 处达到最佳,200 m 次之,而在 150 m 精度最差。在航高 100 m 时,影像空间分辨率高,故监测精度最高;而在 200 m 时,影像像元面积最大,冠层表面特性变化更明显,故在航高 200 m 时监测精度比在 150 m 时有所提升。

表 3 基于纹理特征的虫害严重程度监测模型参数

Table 3 Parameter of pest severity monitoring model based on texture features

模型 model	航高/m flight- altitude	窗口 大小 window size	均值		方差		协同性		对比度		相异性		信息熵		二阶矩		相关性	
			mean		variance		homogeneity		contrast		dissimilarity		entropy		second moment		correlation	
			OA/%	Kappa	OA/%	Kappa	OA/%	Kappa	OA/%	Kappa	OA/%	Kappa	OA/%	Kappa	OA/%	Kappa	OA/%	Kappa
支持向量机 SVM	100	3×3	85.9	0.806	56.4	0.468	65.4	0.555	55.1	0.459	64.1	0.543	62.8	0.530	64.1	0.543	51.3	0.426
		5×5	83.3	0.776	60.3	0.505	66.7	0.568	56.4	0.470	64.1	0.543	65.4	0.554	64.1	0.543	43.6	0.333
		7×7	84.6	0.791	60.3	0.505	60.3	0.505	61.5	0.518	64.1	0.543	65.4	0.554	65.4	0.555	43.6	0.333
		9×9	84.6	0.791	60.3	0.505	66.7	0.568	57.7	0.477	64.1	0.543	65.4	0.554	65.4	0.555	44.9	0.353
	150	3×3	67.9	0.594	48.7	0.402	52.6	0.437	48.7	0.396	50.0	0.407	57.7	0.482	57.7	0.480	48.7	0.395
		5×5	69.2	0.610	53.8	0.442	50.0	0.414	50.0	0.404	51.3	0.420	56.4	0.469	59.0	0.494	50.0	0.402
		7×7	66.7	0.577	57.7	0.481	52.6	0.440	55.1	0.468	52.6	0.437	55.1	0.457	57.7	0.481	52.6	0.436
		9×9	62.8	0.536	57.7	0.491	55.1	0.466	55.1	0.455	52.6	0.438	53.8	0.444	57.7	0.481	51.3	0.414
	200	3×3	74.4	0.675	56.4	0.481	53.8	0.441	51.3	0.415	51.3	0.415	53.8	0.452	57.7	0.490	43.6	0.334
		5×5	73.1	0.662	57.7	0.492	56.4	0.475	53.8	0.449	55.1	0.462	55.1	0.462	59.0	0.504	43.6	0.337
		7×7	76.9	0.702	59.0	0.504	53.8	0.450	57.7	0.490	53.8	0.456	57.7	0.483	56.4	0.476	46.2	0.365
		9×9	75.6	0.687	60.3	0.519	57.7	0.490	56.4	0.466	59.0	0.504	55.1	0.453	59.0	0.504	44.9	0.353
随机森林 RF	100	3×3	73.1	0.651	51.3	0.443	48.7	0.399	55.1	0.478	57.7	0.501	46.2	0.384	51.3	0.438	35.9	0.280
		5×5	74.4	0.669	43.6	0.355	46.2	0.370	47.4	0.389	51.3	0.434	51.3	0.424	47.4	0.388	41.0	0.328
		7×7	75.6	0.685	46.2	0.384	46.2	0.384	47.4	0.388	57.7	0.503	52.6	0.450	53.8	0.460	34.6	0.263
		9×9	73.1	0.661	46.2	0.387	52.6	0.445	51.3	0.443	51.3	0.436	47.4	0.403	53.8	0.462	39.7	0.318
	150	3×3	56.4	0.473	43.6	0.360	44.9	0.367	44.9	0.370	42.3	0.351	51.3	0.444	35.9	0.281	37.2	0.291
		5×5	61.5	0.533	42.3	0.334	47.4	0.402	53.8	0.461	39.7	0.317	44.9	0.369	44.9	0.372	47.4	0.400
		7×7	60.3	0.520	48.7	0.410	41.0	0.329	39.7	0.319	39.7	0.319	47.4	0.396	48.7	0.410	39.7	0.324
		9×9	56.4	0.488	48.7	0.406	46.2	0.385	39.7	0.331	42.3	0.330	47.4	0.393	42.3	0.342	42.3	0.345
	200	3×3	69.2	0.623	51.3	0.434	38.5	0.298	39.7	0.311	44.9	0.376	46.2	0.385	37.2	0.282	41.0	0.335
		5×5	59.0	0.516	47.4	0.404	37.2	0.277	44.9	0.370	50.0	0.429	41.0	0.331	42.3	0.337	33.3	0.248
		7×7	66.7	0.602	43.6	0.356	48.7	0.414	56.4	0.493	53.8	0.464	47.4	0.400	48.7	0.415	44.9	0.377
		9×9	72.6	0.653	38.5	0.298	56.4	0.494	47.4	0.397	55.1	0.480	50.0	0.425	60.3	0.529	38.5	0.304

2.2.3 基于光谱指数+纹理特征的虫害严重程度监测

为分析不同航高下组合光谱特征的监测精度,利用连续投影算法(SPA),获得光谱指数+纹理特征组合的敏感光谱特征,并借助 SVM 和 RF 算法构建监测模型,其结果如表 4 所示。从表 4 可知,所有航高中组合光谱特征的两种模型监测的总体精度(OA)均优于 90%,其中 SI 1+TF(3)的表现最

佳((MTVI 2、GNDVI 2、DVI、GMI 1、GNDVI)+MEA 3),其精度比光谱指数和纹理特征的模型都有明显提高。以不同航高相比:航高 100 m 的监测精度达到最优,即 SI 1+TF(3)的 SVM、RF 模型 OA 和 Kappa 值分别为 92.3%、89.1%和 0.936、0.908;而航高 200 m 的监测精度最差,与航高 100 m 相比,其 SVM 和 RF 模型 OA 和 Kappa 值分别下降了 3.85%、4.88%和 0.090、0.114。综上,在组合光谱

特征中,组合 SI 1+TF(3) 虫害总体监测精度最佳,且随航高上升呈下降趋势。故在低航高下,利用该组合光谱特征能够实现落叶松毛虫虫害高精度监

测。因为 SI 1+TF(3)是由 MTVI 2、GNDVI 2、DVI、GMI 1、GNDVI 和 MEA 3 监测精度较高的光谱指数组合而成的,故其监测精度更高。

表 4 基于光谱指数与纹理特征的虫害严重程度监测模型精度

Table 4 Precision of pest severity monitoring model based on spectral indexes + texture features

模型 model	组合光谱指数 combine spectral signatures	不同航高 OA/% overall accuracy for different flight altitude			不同航高 Kappa 值 Kappa for different flight altitude		
		100 m	150 m	200 m	100 m	150 m	200 m
SVM 支持向量机	SI1+TF(3)	92.3	89.7	88.5	0.891	0.857	0.842
	SI2+TF(5)	92.3	88.5	85.9	0.891	0.841	0.810
	SI3+TF(7)	92.3	89.7	87.2	0.891	0.857	0.825
	SI4+TF(9)	92.3	89.7	87.2	0.891	0.857	0.825
RF 随机森林	SI1+TF(3)	93.6	91.0	84.6	0.908	0.874	0.794
	SI2+TF(5)	93.5	92.3	83.3	0.907	0.890	0.778
	SI3+TF(7)	91.0	91.0	87.2	0.874	0.874	0.825
	SI4+TF(9)	92.3	91.0	87.2	0.890	0.874	0.825

注:SI1+TF(3)至 SI4+TF(9)为光谱指数与不同滑动窗口纹理特征组合的敏感光谱特征。SI1+TF(3) to SI4+TF(9) are sensitive spectral features combined with spectral indexes and texture features of different sliding windows.

2.3 虫害严重程度监测精度随航高的变化速率

为进一步揭示航高对监测精度的影响,分别计算了光谱特征的总体(轻度+重度虫害)、轻度虫害和重度虫害监测精度随航高的变化速率,如图 2 所示。当航高 [100, 200) m 时, EVI、GNDVI 2 和 NDVI 光谱指数的总体、轻度虫害和重度虫害监测精度均有下降趋势,其中 EVI 极为显著,即精度平均下降速率分别为 0.26、0.35 和 0.15%/m; CRI 1、DVI、LIC 3、RVI 和 TVI 光谱指数重度虫害监测精度呈上升趋势,其中 CRI 1 和 TVI 较为明显,而总体和轻度虫害监测精度有下降趋势; GMI 1、GNDVI 和 MTVI 2 光谱指数重度虫害监测精度变化不明

显,而总体和轻度虫害监测精度有下降趋势。对纹理特征而言, MEA 5(滑动窗口为 5×5)对航高的响应变化最为明显,其总体、轻度虫害和重度虫害监测精度都有下降趋势,即精度平均下降速率分别为 0.15、0.09 和 0.10%/m; MEA 3、MEA 7、MEA 9 的重度虫害监测精度呈上升趋势,而总体和轻度监测精度呈下降趋势。对组合光谱特征来讲,其总体和轻度虫害监测精度随航高上升均有下降趋势,其中 SI 1+TF(3)较为明显,即精度平均下降速率分别为 0.09 和 0.07%/m; 而组合光谱特征的重度虫害监测精度呈上升趋势(0.03%/m)。

综上,监测精度较高的光谱指数总体监测精度

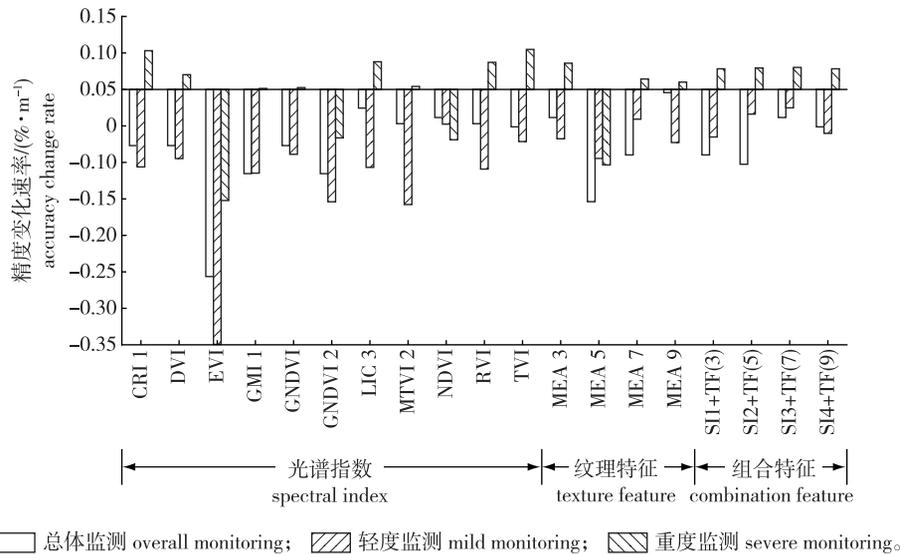


图 2 监测精度随航高变化时不同光谱特征的监测精度变化速率
Fig.2 Monitoring accuracy change rates of different spectral characteristics

随航高上升均有下降趋势,而轻度和重度虫害监测精度呈现了3种变化态势:①轻度和重度虫害监测精度均下降,如NDVI、MEA 5;②轻度虫害监测精度下降而重度虫害的上升,如LIC 3、MEA 3;③轻度虫害监测精度下降而重度虫害的不明显,如MTVI 2。组合光谱特征的精度比光谱指数或纹理特征有明显提高,如SI 1+TF(3),其精度随航高变化具体表现为总体和轻度虫害随航高上升呈下降趋势,而重度虫害有上升趋势。

3 讨论

3.1 光谱指数监测精度及航高影响

光谱指数是通过可见光和近红外波段组合运算而得的指数,能反映植被光谱特性,已在土壤环境及森林虫害监测中广泛应用^[30-31]。本研究结果表明随着航高升高光谱指数总体监测精度均有下降趋势,而NDVI对轻度和重度虫害监测精度均下降,这是因为NDVI是通过红光和近红外波段反射率组合形成的归一化植被指数,对绿色植被变化较敏感。当航高升高,影像空间分辨率降低,像元面积增加,红光波段的叶绿素吸收增多,其光谱反射率下降,而近红外波段反射率变化相对较小,NDVI值将上升,导致NDVI对轻度和重度虫害的监测精度呈下降趋势^[32]。LIC 3对轻度虫害监测精度下降而重度的上升,LIC 3是通过红边和蓝光波段反射率组合的比值植被指数,对针叶叶绿素含量和细胞组织结构变化较敏感。当航高升高,轻度虫害林木红光波段的叶绿素吸收增多,红边波段反射率上升,故其对轻度虫害的监测精度下降;而对重度虫害受害林木来说,针叶细胞组织被损严重,冠层透明度高,背景干扰大,而随像元面积的增加,背景干扰被削弱,红边波段反射率更好地反应针叶细胞结构变化,使得LIC 3对重度虫害的监测精度相对提升^[21]。MTVI 2的轻度虫害监测精度下降而重度的不明显,这因为MTVI 2是通过绿光、红光和近红外波段反射率组合形成的修正型三角植被指数,对针叶叶绿素较敏感。当航高升高,对轻度受害林木而言,随像元面积的一定扩大,绿光对叶绿素的反射增强(绿光反射率上升),红光对叶绿素的吸收增加(红光反射率下降),近红外反射有相对凸起趋势,使得由绿光、红光和近红外波段组成的三角形面积增加,导致MTVI 2值将上升而其对轻度虫害的监测精度降低;对重度虫害受害林木来说,失叶率较大,冠层叶绿素含量较少,当影像空间分辨率降低时,对叶绿素含量的影响并不明显^[33],使得

其对重度虫害的监测精度变化不明显。

3.2 纹理特征监测精度及航高影响

纹理特征是刻画图像中重复出现的局部模式与排列规则,主要描述图像中地物表面特性。它能够表征植被冠层粗糙度、稠密度等情况,在森林扰动监测中具有很大潜力^[34]。本研究结果表明,MEA 纹理特征的监测精度最佳,其总体的监测精度随航高上升呈下降态势,而MEA 5对轻度和重度虫害监测精度均下降,这是因为MEA 5通过5×5滑动窗口计算的纹理统计量-均匀性,对林木冠层表面特性有敏感性。当航高[100,200) m时,影像空间分辨率降低,受害林木冠层粗糙度减小,使MEA 5敏感性减弱,导致轻度和重度虫害监测精度下降^[35]。MEA 3对轻度虫害监测精度下降而重度的上升,MEA 3是通过3×3滑动窗口计算的纹理统计量-均匀性,对林木冠层表面细微变化较敏感。轻度虫害林木的失叶量较少,冠层表面特性变化细微,当无人机航高上升时,影像空间分辨率降低,冠层表面特性变化不明显,致使MEA 3对轻度虫害的监测精度降低;而重度虫害林木的失叶量较大,冠层表面特性变化明显,当无人机飞行高度增加时,影像像元面积变大,冠层表面特性变化更明显,致使MEA 3对重度虫害的监测精度提高^[36]。

3.3 光谱指数与纹理特征监测精度及航高影响

本研究尝试光谱指数和纹理特征的组合来监测落叶松毛虫虫害严重程度,结果显示,SI 1+TF(3)的监测精度最优,随航高上升,其具体表现为总体和轻度虫害的监测精度呈下降趋势,而重度虫害的监测精度有上升趋势。这因为SI 1+TF(3)是由MTVI 2、GNDVI 2、DVI、GMI 1、GNDVI等光谱指数和MEA 3纹理特征组合而成。这些光谱特征对虫害具有显著的敏感性,在落叶松毛虫虫害胁迫下,光谱指数和纹理特征的组合充分发挥了蓝光和红光波段对叶绿素的吸收特征、绿光波段对叶绿素的反射特征、红边波段位移特征、近红外波段对针叶细胞组织的强反射特征以及纹理特征对冠层表面特性的敏感性,致使总体的监测精度的提高。组合光谱特征中的光谱指数或纹理特征的轻度虫害监测精度随航高上升呈下降趋势,而其中DVI和MEA 3的重度虫害监测精度出现上升趋势,且MTVI 2、GMI 1和GNDVI的重度虫害监测精度变化不明显,导致组合光谱特征的轻度虫害监测精度下降和重度虫害监测精度上升的现象。此外,无人机飞行高度上升时,光谱指数或纹理特征的总体的监测精度出现了下降趋势,使得组合光谱特征的总

体监测精度亦呈现下降趋势。由此可见,不同航高对虫害监测精度具有较大影响,低航高适合虫害早期识别,而高航高适合虫害严重度评估。

随无人机遥感在森林病虫害监测中的应用和发展前景不断升级,无人机遥感的监测精度是人们广泛关注的研究热点。但目前航高影响监测精度的研究极少,本研究以光谱指数、纹理特征以及光谱指数+纹理特征等作为监测指标,分析了不同航高下落叶松毛虫虫害严重程度监测精度的变化特征。但试验中仅选取 100、150 和 200 m 等 3 种航高开展了研究,缺乏刻画近地面较低航高和较高航高的监测情形,导致得出的结论存在一定局限。下一步将系统考虑多个航高,设计更合理的试验,更全面阐明航高对虫害监测精度的影响规律,为无人机遥感监测森林虫害提供科学参考依据。

参考文献 (reference):

- [1] 陈科屹,王建军,何友均,等. 黑龙江大兴安岭重点国有林区森林碳储量及固碳潜力评估[J]. 生态环境学报,2022,31(9):1725-1734. CHEN K Y, WANG J J, HE Y J, et al. Assessment of forest carbon storage and carbon sequestration potential in key state-owned forest areas of the Great Khingan Mountains, Heilongjiang Province [J]. Journal of Ecological Environment, 2022, 31(9): 1725 - 1734. DOI: 10.16258/j.cnki.1674-5906.2022.09.002.
- [2] 潘忠,张立杰,孙景波,等. 大兴安岭林区调研后的思考[J]. 东北林业大学学报,2004,32(6):101-102. PAN Z, ZHANG L J, SUN J B, et al. Thinking after the survey of Greater Khingan Mountains Forest Area [J]. Journal of Northeast Forestry University, 2004,32(6):101-102. DOI:10.3969/j.issn.1000-5382.2004.06.033.
- [3] 黄晓君. 落叶松针叶虫害地面高光谱识别及遥感监测方法研究[D]. 兰州:兰州大学,2019. HUANG X J. Remote sensing identification and monitoring of larch needle pests based on ground hyperspectral data [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2019.
- [4] 郝玉山,周本志. 内蒙古大兴安岭林区主要森林害虫危害的分析[J]. 中国森林病虫,2003,22(2):40-41. HAO Y S, ZHOU B Z. Damage analysis of main forest pests in Daxing'anling forest region of Inner Mongolia [J]. Forest Pests in China, 2003, 22(2):40-41. DOI:10.3969/j.issn.1671-0886.2003.02.017.
- [5] FRAMPTON W J, DASH J, WATMOUGH G, et al. Evaluating the capabilities of Sentinel-2 for quantitative estimation of biophysical variables in vegetation[J]. ISPRS J Photogramm Remote Sens, 2013, 82:83-92. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2013.04.007.
- [6] HARATI S, PEREZ L, MOLOWNY - HORAS R. Integrating neighborhood effect and supervised machine learning techniques to model and simulate forest insect outbreaks in British Columbia, Canada [J]. Forests, 2020, 11(11):1215. DOI: 10.3390/f11111215.
- [7] BÁRTA V, LUKEŠ P, HOMOLOVÁ L. Early detection of bark beetle infestation in Norway spruce forests of Central Europe using Sentinel-2[J]. Int J Appl Earth Obs Geoinformation, 2021, 100: 102335. DOI:10.1016/j.jag.2021.102335.
- [8] HU G S, YIN C J, WAN M Z, et al. Recognition of diseased *Pinus* trees in UAV images using deep learning and AdaBoost classifier[J]. Biosyst Eng, 2020, 194:138-151. DOI:10.1016/j.biosystemseng.2020.03.021.
- [9] 白力嘎,黄晓君, DASHZEBEGD G, 等. 基于高光谱特征的雅氏落叶松尺蠖虫口密度估算[J]. 昆虫学报, 2021, 64(6): 711-721. BAI L G, HUANG X J, DASHZEBEGD G, et al. Estimation of the population density of *Erannis jacobsoni* (Lepidoptera: Geometridae) based on hyperspectral features[J]. Acta Entomol Sin, 2021, 64(6):711-721. DOI:10.16380/j.kcxb.2021.06.007.
- [10] 西桂林,黄晓君,包玉海,等. 雅氏落叶松尺蠖不同危害程度下林木冠层颜色高光谱判别[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(9):2925-2931. XI G L, HUANG X J, BAO Y H, et al. Hyperspectral discrimination of different canopy colors in *Erannis jacobsoni* Djak-infested larch[J]. Spectrosc Spectr Anal, 2020, 40(9):2925-2931.
- [11] 薛大暄,张瑞瑞,陈立平,等. 基于 Faster R-CNN 的美国白蛾图像识别模型研究[J]. 环境昆虫学报, 2020, 42(6):1502-1509. XUE D X, ZHANG R R, CHEN L P, et al. Faster R-CNN based image recognition research of *Hyphantria cunea*[J]. J Environ Entomol, 2020, 42(6):1502-1509.
- [12] ZHANG N, ZHANG X L, YANG G J, et al. Assessment of defoliation during the *Dendrolimus tabulaeformis* Tsai et Liu disaster outbreak using UAV-based hyperspectral images [J]. Remote Sens Environ, 2018, 217:323-339. DOI:10.1016/j.rse.2018.08.024.
- [13] NÄSI R, HONKAVAARA E, LYYTIKÄINEN-SAARENMAA P, et al. Using UAV-based photogrammetry and hyperspectral imaging for mapping bark beetle damage at tree-level[J]. Remote Sens, 2015, 7(11):15467-15493. DOI:10.3390/rs71115467.
- [14] ZHANG N, WANG Y T, ZHANG X L. Extraction of tree crowns damaged by *Dendrolimus tabulaeformis* Tsai et Liu via spectral-spatial classification using UAV-based hyperspectral images [J]. Plant Methods, 2020, 16(1):1-19. DOI:10.1186/s13007-020-00678-2.
- [15] YU R, LUO Y Q, LI H N, et al. Three-dimensional convolutional neural network model for early detection of pine wilt disease using UAV-based hyperspectral images[J]. Remote Sens, 2021, 13(20):4065. DOI:10.3390/rs13204065.
- [16] 黄晓君, 颀耀文, 包玉海, 等. 微分光谱连续小波系数估测雅氏落叶松尺蠖危害下的落叶松失叶率[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(9):2732-2738. HUANG X J, XIE Y W, BAO Y H, et al. Estimation of leaf loss rate in larch infested with *Erannis jacobsoni* Djak based on differential spectral continuous wavelet coefficient [J]. Spectrosc Spectr Anal, 2019, 39(9):2732-2738.
- [17] YU R, LUO Y Q, ZHOU Q, et al. A machine learning algorithm to detect pine wilt disease using UAV - based hyperspectral imagery and LiDAR data at the tree level[J]. Int J Appl Earth Obs Geoinformation, 2021, 101:102363. DOI:10.1016/j.jag.2021.102363.
- [18] GITELSON A A, MERZLYAK M N, CHIVKUNOVA O B. Optical properties and nondestructive estimation of anthocyanin content in plant leaves[J]. Photochem Photobiol, 2007, 74(1):38-45. DOI: 10.1562/0031-8655(2001)0740038opaneo2.0.co2.

- [19] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, STARK R, et al. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction [J]. *Remote Sens Environ*, 2002, 80(1):76-87. DOI:10.1016/S0034-4257(01)00289-9.
- [20] JORDAN C F. Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor[J]. *Ecology*, 1969, 50(4):663-666. DOI:10.2307/1936256.
- [21] PEARSON R L, MILLER L D. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of productivity of the shortgrass prairie[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1972, VIII:7-12. DOI:10.1177/002076409904500102.
- [22] LICHTENTHALER H K, LANG M, SOWINSKA M, et al. Detection of vegetation stress via a new high resolution fluorescence imaging system[J]. *J Plant Physiol*, 1996, 148(5):599-612. DOI:10.1016/S0176-1617(96)80081-2.
- [23] GITELSON A A, MERZLYAK M N. Signature analysis of leaf reflectance spectra: algorithm development for remote sensing of chlorophyll[J]. *J Plant Physiol*, 1996, 148(3/4):494-500. DOI:10.1016/S0176-1617(96)80284-7.
- [24] ROUSE J W, HAAS R H, SCHELL J A, et al. Monitoring vegetation system in the Great Plains with ERTS[C]//NASA Technical Reports Server, 1974, 309-317.
- [25] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, MERZLYAK M N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS[J]. *Remote Sens Environ*, 1996, 58(3):289-298. DOI:10.1016/S0034-4257(96)00072-7.
- [26] HUETE A R, LIU H Q, BATCHILY K, et al. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS[J]. *Remote Sens Environ*, 1997, 59(3):440-451. DOI:10.1016/S0034-4257(96)00112-5.
- [27] HABOUDANE D, MILLER J R, PATTEY E, et al. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: modeling and validation in the context of precision agriculture[J]. *Remote Sens Environ*, 2004, 90(3):337-352. DOI:10.1016/j.rse.2003.12.013.
- [28] BROGE N H, LEBLANC E. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density[J]. *Remote Sens Environ*, 2001, 76(2):156-172. DOI:10.1016/S0034-4257(00)00197-8.
- [29] 刘俊, 周靖靖, 菅永峰, 等. Worldview-2 不同波段纹理特征对森林蓄积量估算精度影响[J]. *西北林学院学报*, 2021, 36(3):175-181. LIU J, ZHOU J J, JIAN Y F, et al. Effects of texture parameters of different bands of worldview-2 images on the estimation of forest volume[J]. *J Northwest For Univ*, 2021, 36(3):175-181. DOI:10.3969/j.issn.1001-7461.2021.03.26.
- [30] 牛芳鹏, 李新国, 麦提吐尔逊·艾则孜, 等. 基于光谱指数的博斯腾湖西岸湖滨绿洲土壤有机碳含量估算模型[J]. *江苏农业学报*, 2022, 38(2):414-421. NIU F P, LI X G, Mamattursun·Eziz, et al. Estimation model of soil organic carbon content in lakeside oasis on the west coast of Bosten Lake based on spectral index[J]. *Jiangsu J Agr Sci*, 2022, 38(2):414-421. DOI:10.3969/j.issn.1000-4440.2022.02.015.
- [31] 王蕾, 骆有庆, 张晓丽, 等. 遥感技术在森林病虫害监测中的应用研究进展[J]. *世界林业研究*, 2008, 21(5):37-43. WANG L, LUO Y Q, ZHANG X L, et al. Application development of remote sensing technology in the assessment of forest pest disaster[J]. *World For Res*, 2008, 21(5):37-43. DOI:10.13348/j.cnki.sjlyyj.2008.05.002.
- [32] 王正兴, 刘闯, ALFREDO H. 植被指数研究进展:从 AVHRR-NDVI 到 MODIS-EVI[J]. *生态学报*, 2003, 23(5):979-987. WANG Z X, LIU C, ALFREDO H. From AVHRR-NDVI to MODIS-EVI: advances in vegetation index research[J]. *Acta Ecol Sin*, 2003, 23(5):979-987. DOI:10.3321/j.issn:1000-0933.2003.05.020.
- [33] 关丽, 刘湘南. 两种用于作物冠层叶绿素含量提取的改进光谱指数[J]. *地球科学进展*, 2009, 24(5):548-554. GUAN L, LIU X N. Two kinds of modified spectral indices for retrieval of crop canopy chlorophyll content[J]. *Adv Earth Sci*, 2009, 24(5):548-554. DOI:10.3321/j.issn:1001-8166.2009.05.011.
- [34] 陈玲, 郝文乾, 高德亮. 光学影像纹理信息在林业领域的最新应用进展[J]. *北京林业大学学报*, 2015, 37(3):1-12. CHEN L, HAO W Q, GAO D L. The latest applications of optical image texture in forestry[J]. *J Beijing For Univ*, 2015, 37(3):1-12. DOI:10.13332/j.1000-1522.20140304.
- [35] FUCHS H, MAGDON P, KLEINN C, et al. Estimating aboveground carbon in a catchment of the Siberian forest tundra: combining satellite imagery and field inventory[J]. *Remote Sens Environ*, 2009, 113(3):518-531. DOI:10.1016/j.rse.2008.07.017.
- [36] ZHOU J J, ZHAO Z, ZHAO J, et al. A comparison of three methods for estimating the LAI of black locust (*Robinia pseudoacacia* L.) plantations on the Loess Plateau, China[J]. *Int J Remote Sens*, 2014, 35(1):171-188. DOI:10.1080/01431161.2013.866289.

(责任编辑 王国栋)