

doi: 10.6046/zrzyyg.2023057

引用格式: 高昇, 陈富龙, 时丕龙, 等. 九寨沟生物圈保护区大场景植被健康遥感精细监测与诠释——以长海为例[J]. 自然资源遥感, 2024, 36(2): 188-197. (Gao S, Chen F L, Shi P L, et al. Fine-scale remote sensing monitoring and interpretation of large-scene vegetation health in the Jiuzhai Valley biosphere reserve: A case study of the Changhai pilot zone[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2024, 36(2): 188-197.)

# 九寨沟生物圈保护区大场景植被 健康遥感精细监测与诠释 ——以长海为例

高昇<sup>1,2</sup>, 陈富龙<sup>1,3</sup>, 时丕龙<sup>1,3</sup>, 周伟<sup>1,3</sup>, 朱猛<sup>1,3</sup>, 骆艳松<sup>1,2</sup>, 杨青霞<sup>4</sup>, 王琴<sup>4</sup>

(1. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094; 2. 中国科学院大学, 北京 100049; 3. 可持续发展大数据国际研究中心, 北京 100094; 4. 九寨沟风景名胜区管理局, 九寨沟 623402)

**摘要:** 在自然过程、地质灾害和人为扰动的交织影响下, 生物圈保护区植被健康风险提升, 如何从复杂大场景精准提取与识别植被健康信息面临技术挑战。文章充分利用遥感技术宏观、客观与定量的优势, 选取九寨沟生物圈保护区长海试验区为例, 提出了一种集特征提取和随机森林的大场景植被健康遥感精细监测方法, 实现了典型生物圈保护区不健康树木的信息提取与目标识别。结果表明: 应用光谱特征和纹理特征相结合的随机森林分类方法, 在高分辨率遥感影像中可以精细提取森林中零散分布的不健康树木; 红绿指数、归一化植被指数、红边波段、红光波段相关性和修正的土壤调整植被指数是遥感植被健康信息提取的典型特征; 长海实验区植被健康状况总体较好, 不健康树木占比0.23%, 同时地质灾害对不健康树木空间分布有正向作用。研究不仅为九寨沟生物圈保护区植被健康诊断提供了第一手科学数据, 而且对我国其他生物圈保护区的生态安全遥感监测具有推广价值。

**关键词:** 遥感; 植被健康; 特征提取; 特征重要性; WorldView-2

**中图分类号:** TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2024)02-0188-10

## 0 引言

1971年, 联合国教科文组织启动了“人与生物圈计划”, 提出了世界生物圈保护区的概念, 旨在保护自然生态系统的同时, 进一步发挥生物圈保护区对当地的社会和经济效益<sup>[1]</sup>。世界生物圈保护区的提出、实践和演变, 为可持续发展的研究提供了相关的经验<sup>[2]</sup>。在生物圈保护区中, 植被的作用尤为重要, 其作为碳循环过程中重要的一环, 可以有效提高陆地的碳汇<sup>[3]</sup>; 并且植被作为森林生态系统的基石, 为其中的动物提供能量和栖息环境, 在维持整个生态系统稳定和保护基因库上起着至关重要的作用。因此, 在生物圈保护区中进行植被健康监测十分必要。遥感技术具有宏观、客观与定量的优势, 可以应用于大场景生物圈保护区进行植被健康的精细化监测。

目前, 国内外学者在植被健康监测研究中多以识别森林传染病<sup>[4-5]</sup>和作物病虫害<sup>[6]</sup>为主。数据源根据空间尺度和应用场景可分为卫星遥感<sup>[7-9]</sup>、低空遥感<sup>[10-11]</sup>以及多源数据融合<sup>[12-14]</sup>。已有研究聚焦卫星遥感实现大场景植被传染病识别, 或者低空超高分辨率遥感影像实现小范围植被病害的精准提取。

在特征选取方面, 依据植被受胁迫状态下伴随着光合色素含量的下降<sup>[15]</sup>, 前期研究倾向使用与光合色素相关的植被指数, 例如使用归一化植被指数作为衡量植被健康和绿色的指标<sup>[16]</sup>、绿色归一化植被指数来监测叶绿素a的浓度变化<sup>[17-18]</sup>, 使用归一化差异红边指数来监测红边早期的异常<sup>[19]</sup>。光合色素含量过低的叶片颜色会变黄或变灰, 可使用红绿指数来监测植被颜色外观的变化<sup>[7, 14-15]</sup>。此外, Chen等<sup>[20]</sup>注意到地物空间布局对植被健康监测的干扰; Wang等<sup>[21]</sup>使用土壤调整植被指数来减弱土壤亮度对植被影响。除光谱特征外, 已有研究表明, 使

收稿日期: 2023-03-08; 修订日期: 2023-06-02

基金项目: 九寨沟风景名胜区管理局项目“基于遥感技术的森林植被分类与健康研究”(编号: 2021KJCY0486)资助。

第一作者: 高昇(1999-), 男, 硕士研究生, 研究方向为植被光学遥感。Email: gaosheng21@mails.ucas.edu.cn。

通信作者: 陈富龙(1980-), 男, 研究员, 研究方向为文化遗产遥感智能感知与可持续保护。Email: chenfl@aircas.ac.cn。

用灰度共生矩阵计算的纹理信息标量可以有效提升识别精度<sup>[8,22]</sup>。随着对植被病害过程研究深入,遥感大数据浪潮下可选用的影像特征越来越多,因此亟须开展并挖掘表征植被健康的典型特征集。

在分类算法方面,机器学习因为其优异的性能使其在植被遥感健康监测中的应用日益突出<sup>[23]</sup>。研究者主要使用的算法有:K 邻近算法<sup>[10]</sup>、随机森林<sup>[8,24]</sup>、支持向量机<sup>[25]</sup>、卷积神经网络及其变种<sup>[26-28]</sup>。随着计算机算力和遥感影像空间分辨率的提高,研究者更倾向于使用深度学习方法解决问题;但在应用场景适应性方面,并不是算法越复杂越好,需综合考虑计算效能和场地环境等因素。

综上所述,遥感技术在植被健康监测和诊断中具备潜力,然而鲜有研究聚焦于植被健康的特征提取与典型性分析,以及遥感技术在大场景生物圈保护区的精细监测。基于此,本研究以九寨沟世界生物圈保护区为例,对保护区内的长海试验区进行大场景、精细化的植被健康监测,并对特征的典型性以及不健康树木成因进行分析,为及时保护和科学管控生物圈保护区内森林资源提供前沿示范。

## 1 研究区概况及数据源

### 1.1 研究区概况

九寨沟生物圈保护区位于四川省阿坝藏族羌族自治州漳扎镇境内,地理坐标为  $N32^{\circ}54' \sim 33^{\circ}19'$ ,  $E103^{\circ}46' \sim 104^{\circ}5'$ 。保护区内除了有瀑布、钙化、滩流等景观外,也有多种国家珍稀保护物种,是重要的动植物基因库。九寨沟大部分地区为植被覆盖,在九寨沟进行植被健康监测并及时干预抢救不健康树木,对维持其生态系统稳定具有重要意义。

研究选取九寨沟生物圈保护区内的长海地区进行植被健康监测(图 1)。长海集中了九寨沟保护区



图 1 研究区位置

Fig. 1 Position of the study area

主要病害树种:云杉和冷杉,其病害类型为叶锈病和落叶病。根据实地调研,九寨沟生物圈保护区对植被健康的保护工作规范,不健康树木多以单株树木的情形出现,因此研究面临的是大场景、精细化的植被健康遥感监测的技术难题。

### 1.2 WorldView-2 影像及预处理

研究所使用的遥感影像为 WorldView-2 卫星影像,WorldView-2 提供 0.5 m 的全色波段影像和 2 m 的多光谱影像,其中多光谱影像一共包含有 8 个波段。相较于传统的多光谱数据(如 IKONOS、资源三号等)只有蓝光波段、绿光波段、红光波段和近红外波段 4 个波段,WorldView-2 还包含额外的海岸波段、黄光波段、红边波段和近红外 2 波段 4 个波段。这些额外的波段可以用来构建更多的特征量,更好地反映植被健康状况。利用 ENVI5.3 软件对 WorldView-2 影像进行辐射定标、FLAASH 大气校正、正射校正和 Gram-Schmidt 融合,最终得到研究区 2 m 的多光谱地表反射率影像和 0.5 m 的多光谱融合地表反射率影像。

### 1.3 实地数据

实地采集了光谱数据和无人机影像数据,以辅助从 WorldView-2 影像上选择不健康树木的样本。研究使用 ADS 光谱仪,在长海测量了健康和 unhealthy 云杉与冷杉的光谱曲线(图 2),反射率在绿光波段、红光波段、近红外波段附近呈现分异性;并与已有研究<sup>[14-15]</sup>一致,可作为 WorldView-2 影像不健康树木样本遴选的依据。

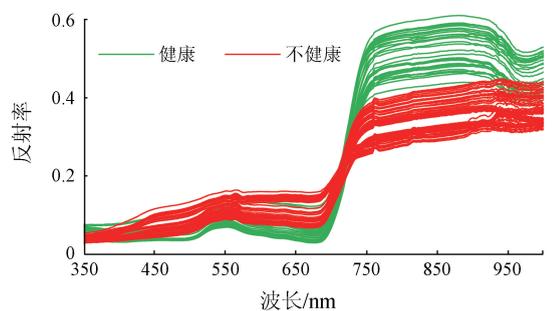


图 2 健康和 unhealthy 云杉与冷杉的光谱曲线对比

Fig. 2 Comparison of spectral curves between healthy and unhealthy spruce-fir

实地采集了无人机影像数据,使用大疆多旋翼无人机 P4R 在研究区进行低空飞行,拍摄一系列相互重叠的高空间分辨率真彩色影像,最后配准拼接成正射影像(图 3)。由无人机影像制作的超高空间分辨率正射影像(图 3(c))能在小范围区域内直接目视识别不健康树木,以进一步提升 WorldView-2 影像上不健康树木样本遴选的可靠性。



(a) 2 m WorldView 影像 (b) 0.5 m WorldView 影像 (c) 无人机影像

图 3 卫星影像和无人机影像呈现的病害树木

Fig. 3 Disease-impacted trees in WorldView images and UAV image

## 2 研究方法

在的不足,本研究提出了一种集特征提取和随机森林的大场景植被健康遥感精细监测方法。具体的技术流程如图 4 所示。

针对九寨沟长海地区的实地情况和先前研究存

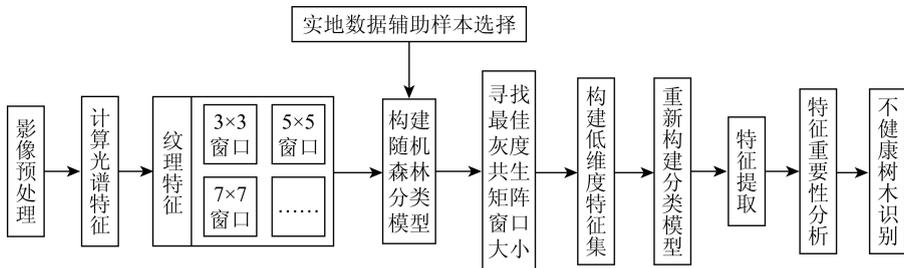


图 4 植被健康监测与分析技术流程

Fig. 4 A flowchart of the analysis procedure for vegetation health monitoring

### 2.1 构建分类模型

影像上计算表 1 所示的植被指数对不健康植被的识别具有一定效果,这些植被指数将作为光谱特征构建分类器。

#### 2.1.1 光谱特征计算

已有研究工作表明<sup>[14,18-19,29]</sup>,从 WorldView-2

表 1 WorldView-2 计算的光谱指数

Tab. 1 Spectral indices calculated from WorldView-2

类型	光谱指数	计算公式 <sup>①</sup>	描述
归一化植被指数	NDVI57	$NDVI57 = (NIR_1 - Red) / (NIR_1 + Red)$	传统用来识别植被的指数,与叶绿素浓度相关
	NDVI58	$NDVI58 = (NIR_2 - Red) / (NIR_2 + Red)$	
红绿指数	RG134	$RG134 = Yellow / Green$	凸显叶片变黄趋势
	RG135	$RG135 = Red / Green$	
	RG145	$RG145 = Red / Yellow$	
修正的土壤调节植被指数	MSAVI57	$MSAVI57 = \frac{(2NIR_1 + 1) - \sqrt{(2NIR_1 + 1)^2 - 8(NIR_1 - Red)}}{2}$	弱化土壤对植被的影响
	MSAVI58	$MSAVI58 = \frac{(2NIR_2 + 1) - \sqrt{(2NIR_2 + 1)^2 - 8(NIR_2 - Red)}}{2}$	
绿色归一化植被指数	GNDVI37	$GNDVI37 = (NIR_1 - Green) / (NIR_1 + Green)$	与叶绿素浓度相关,且对于叶绿素 a 浓度相比于 NDVI 更为敏感
	GNDVI38	$GNDVI38 = (NIR_2 - Green) / (NIR_2 + Green)$	
归一化差异红边指数	NDRE67	$NDRE67 = (NIR_1 - RedEdge) / (NIR_1 + RedEdge)$	反映植被受胁迫时早期的红边异常
	NDRE68	$NDRE68 = (NIR_2 - RedEdge) / (NIR_2 + RedEdge)$	

①Green, Yellow, Red, RedEdge, NIR<sub>1</sub> 和 NIR<sub>2</sub> 分别为 WorldView-2 绿光、黄光、红光、红边、近红外 1 和近红外 2 波段的反射率。

#### 2.1.2 纹理特征计算

纹理是由灰度分布在空间位置上反复出现形成的,灰度共生矩阵计算的纹理特征可以被广泛用于各种影像分类中<sup>[30]</sup>。灰度共生矩阵所包含的纹理

信息由一系列统计量计算出来,主要的纹理度量有 8 个(表 2)。本研究使用多光谱影像的 8 个波段计算不同窗口大小的灰度共生矩阵纹理度量,并作为特征输入到分类器中。

表 2 灰度共生矩阵计算的纹路度量

Tab. 2 Texture measures calculated from GLCM

纹理度量	计算公式 <sup>①</sup>	描述
均值 MEA	$MEA = \sum_{i,j=0}^{N-1} ip(i,j)$	灰度共生矩阵窗口的灰度均值,反映图像的明暗深浅
相异性 DIS	$DIS = \sum_{i,j=0}^{N-1} p(i,j)  i-j $	反映图像灰度的相异性
角二阶矩 ASM	$ASM = \sum_{i,j=0}^{N-1} p(i,j)^2$	反映图像灰度分布均匀程度和纹理粗细度
对比度 CON	$CON = \sum_{i,j=0}^{N-1} p(i,j) (i-j)^2$	反映图像的清晰度和纹理的强度深浅
相关性 COR	$COR = \sum_{i,j=0}^{N-1} p(i,j) \frac{(i-u_i)(j-u_j)}{\sqrt{\sigma_i^2 \sigma_j^2}}$	度量图像的灰度级在行或列方向上的相似程度
反差 VAR	$VAR = \sum_{i,j=0}^{N-1} p(i,j) (i-u_i)^2$	反映图像的局部差异性
同质性 HOM	$HOM = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{p(i,j)}{1+(i-j)^2}$	反映图像纹理的同质性
熵 ENT	$ENT = \sum_{i,j=0}^{N-1} p(i,j) (-\ln p(i,j))$	图像包含信息量的随机性度量

①  $i, j$  和  $N$  分别为灰度共生矩阵的行号、列号和量化级别;  $p(i, j)$  为灰度共生矩阵在  $i$  行  $j$  列的频率;  $u_i$  和  $u_j$  分别为灰度共生矩阵在行和列方向上的均值;  $\sigma_i$  和  $\sigma_j$  分别为灰度共生矩阵在行和列方向上的标准差。

### 2.1.3 随机森林分类器

虽然深度学习在影像分类上所展现的性能越发优秀,但是由于对样本的大量需求,其并不适用于在不健康树木发生率低的地区进行植被健康监测。随机森林作为传统的机器学习算法,同样也被广泛用于植被的健康监测中<sup>[23]</sup>。

随机森林通过组合多个弱分类器来达到强分类的效果。随机森林中的弱分类器由决策树算法构建,目前常用的树节点构建标准为基尼系数,反映了从训练子集中选取 2 个样本,其类别标签不一致的概率。基尼系数越小,则样本集纯度越高,因此每个树节点的分裂使用基尼系数下降最多的特征量,直到到达叶子节点。计算公式为:

$$Gini = 1 - \sum_{l=0}^D P_l^2, \quad (1)$$

式中:  $D$  为类别数;  $l$  为类别编号;  $P_l$  为类别  $l$  出现的概率。

研究结合光谱特征和纹理特征构建随机森林分类模型,并确定分类的最佳灰度共生矩阵窗口大小。

## 2.2 特征提取

### 2.2.1 特征降维

首先计算特征两两之间的斯皮尔曼相关系数

$\rho$ ,  $\rho$  的绝对值在  $[0, 1]$  之间,越接近 1 则表明 2 个特征越相关。把特征之间的距离定义为 1 减去  $\rho$  的绝对值,最终得到特征间的距离矩阵。特征 1 与特征 2 之间的  $\rho$  计算公式为:

$$\rho = \frac{\sum_n (x_n - \bar{x})(y_n - \bar{y})}{\sqrt{\sum_n (x_n - \bar{x})^2 \sum_n (y_n - \bar{y})^2}}, \quad (2)$$

式中:  $x_n$  为数据  $n$  在特征 1 中的位次;  $\bar{x}$  为特征 1 中数据的平均位次;  $y_n$  为数据  $n$  在特征 2 中的位次;  $\bar{y}$  为特征 2 中数据的平均位次。

根据距离矩阵,对特征集进行离差平方和最小的层次聚类。该聚类的合并准则是最小化每个聚类内的方差距离。在每一次合并过程中,会计算合并后新形成的聚类与其他聚类的距离,然后将距离最小的 2 个聚类合并成一个新的聚类。通过划定不同的距离阈值,从每个聚类中选取一个保留特征,来重新构建随机森林分类模型,并与之前的模型进行性能对比。

### 2.2.2 特征重要性计算

研究采用置换重要性作为评判标准,相对于基于不纯度的特征重要性可能出现的偏向问题,置换重要性是无偏的<sup>[31]</sup>。置换重要性的计算与分类模型无关,它是特征被随机排列后模型分数的下降程度为评价标准。特征  $f$  的重要性  $imp_f$  可以被记为:

$$imp_f = s - 1/K \sum_{k=1}^K s_{k,f}, \quad (3)$$

式中:  $s$  为数据集在原始分类模型上的分数;  $K$  为随机重排列特征  $f$  的总次数;  $k$  为第  $k$  次随机重排列特征;  $s_{k,f}$  为第  $k$  次随机重排列特征  $f$  后模型的分数。

在植被健康监测中,重点关注的是对不健康树木的识别,因此使用整个模型的分数作为计算标准是不严谨的。在本研究中,不健康的树木类别设置为正类,计算不同数据集下的分数时,使用正类的 F1 分数作为评价标准。

## 2.3 不健康树木识别

把重新构建好的分类模型应用到整个 WorldView-2 影像,实现整个长海地区不健康树木的精准识别。研究从水平和垂直 2 个维度对不健康树木的分布进行分析,以确定长海地区不健康树木的空间分布情况。其中,垂直维度计算不同海拔高度下不健康树木的发生概率,并分析其趋势;水平维度采用最邻近分析,最邻近分析通过计算不健康树木与其最近不健康树木的平均距离  $D_o$ ,以及随机分布时不健康树木之间的期望平均距离  $D_e$ ,来判断其分布

模式。通常最邻近指数  $ANN$  小于 1 表示聚集,大于 1 表示离散。计算公式分别为:

$$D_o = \frac{\sum_{r=1}^R d_r}{R}, \quad (4)$$

$$D_e = \frac{0.5}{\sqrt{R/A}}, \quad (5)$$

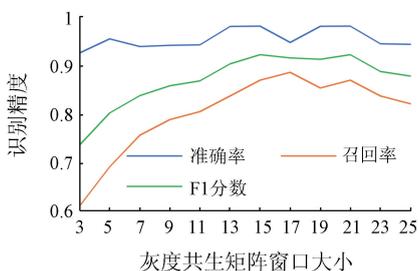
$$ANN = \frac{D_o}{D_e}, \quad (6)$$

式中:  $R$  为不健康树木的总个数;  $r$  为第  $r$  棵不健康树木;  $d_r$  为第  $r$  棵不健康树木与其最近不健康树木的距离;  $A$  为试验区总面积。

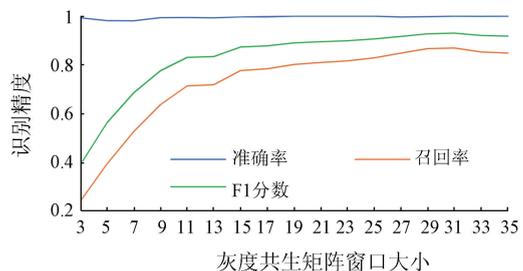
### 3 结果与分析

#### 3.1 分类模型的识别精度

研究使用准确率(总样本中预测正确的概率)和召回率(正样本中预测为正的的概率)作为识别精度的标准。表 3 列出了用不同特征构建随机森林分类模型中所得到的不健康树木识别精度。可以看到如果只使用原始 8 个波段进行分类效果较差,特别是召回率仅有 11.3%。进一步在分类器中加入植被指数后,识别的准确率和召回率均有所提高,但是召回率仍然较低。如果加入的是灰度共生矩阵的纹理度量(窗口大小为 3),识别精度的变化与加入植被指数时相似。当同时加入植被指数和灰度共生矩阵的纹理度量时,识别的准确率得到了进一步提高,同时召回率也会得到显著提升。由此可见,植被指数所反映的光谱特征和灰度共生矩阵所反映的纹理特征,可以有效改善不健康树木的识别精度。



(a) 使用 2 m 空间分辨率影像



(b) 使用 0.5 m 空间分辨率影像

图 5 不同灰度共生矩阵窗口大小下的识别精度

Fig. 5 Accuracies using GLCM with different window sizes

#### 3.2 特征典型性分析

研究以 2 m 空间分辨率、15 个像素的灰度共生矩阵窗口大小为例,进行不健康树木识别的特征提取和特征重要性评估。在 3.1 节中,构建随机森林

表 3 不同特征加入分类器的识别精度

指标	8 波段	8 波段+植被指数	8 波段+灰度共生矩阵	8 波段+植被指数+灰度共生矩阵
准确率	53.8	77.8	84.4	92.7
召回率	11.3	22.6	43.5	61.3
F1 分数	18.7	35.0	57.4	73.8

不同窗口大小的灰度共生矩阵所计算的纹理度量有所不同,为了确定最佳的窗口大小,需要分别把不同窗口大小所计算的纹理度量放入分类器中进行比较。图 5 显示了在不同分辨率下,使用不同灰度共生矩阵窗口大小所得到的识别精度变化趋势。可以看出,灰度共生矩阵窗口大小的变化对不健康树木识别的准确率影响较小,无论在 2 m 还是 0.5 m 空间分辨率的影像中,不健康树木识别的准确率均达到 90% 以上,特别是在 0.5 m 空间分辨率影像中,准确率几乎接近 100%,极少出现误判的情况。在 2 m 空间分辨率下不健康树木识别准确率稍低的原因是该空间分辨率下每棵树在像素层面具有更大的周长面积比,计算准确率时的分母较小,树冠边界像素的误判更容易造成准确率的下降。灰度共生矩阵窗口大小对不健康树木识别精度的影响主要体现在召回率上:随着窗口大小的变大,召回率逐渐上升,并在一定窗口大小处达到饱和,随后出现略微下降的趋势。召回率达到饱和时的窗口大小即为不健康树木识别的最佳窗口大小。在 2 m 空间分辨率下,最佳窗口大小为 15;在 0.5 m 空间分辨率下,最佳窗口大小为 31。在最佳窗口大小下,2 m 和 0.5 m 空间分辨率影像的识别召回率均在 87% 左右,揭示经过影像融合后得到更高空间分辨率的影像不一定能有效改善分类结果。

分类模型中一共使用了 83 个特征量,首先计算这些特征两两之间的斯皮尔曼相关系数,然后对特征集进行离差平方和最小的层次聚类,构建树状聚类结构(图 6)。

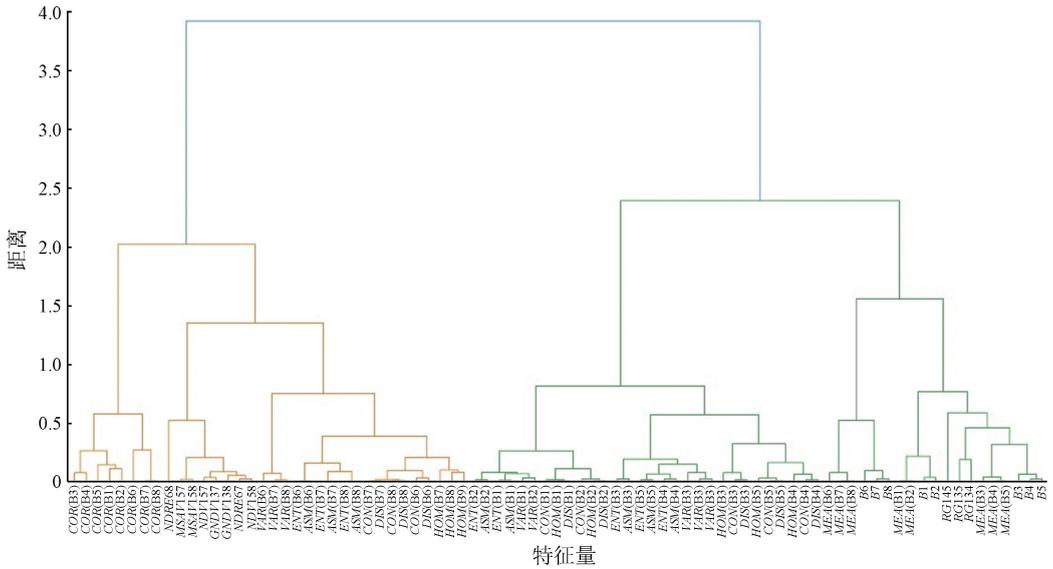


图 6 聚类树状图

Fig. 6 Cluster dendrogram

根据聚类树状图,划定一个距离阈值,从每一个集群中选择一个保留特征,来完成对特征集的降维处理。表 4 显示了通过划定不同阈值对特征集降维处理后,新特征集相对于原始特征集的分类能力。以距离 0.2 为阈值划分特征集,最终提取的 24 个特征,具有与原始 83 个特征相当的分类能力。

表 4 新特征集的相对分类能力

Tab. 4 Relative capability of the classifier with new feature sets

距离阈值	特征个数	准确率/%	召回率/%	F1 分数/%	相对分类能力/%
2.00	4	80.0	45.2	57.7	62.5
1.30	6	91.7	70.9	80.0	86.7
0.75	8	94.0	75.8	83.9	90.1
0.55	12	92.7	82.3	87.2	94.4
0.45	15	92.9	85.5	89.1	96.5
0.25	21	96.4	85.5	90.5	98.0
0.20	24	96.4	87.1	91.5	99.1

对新特征集的 24 个特征进行置换重要性的计算,图 7 显示了重要性大于 0.02 的特征。可以看

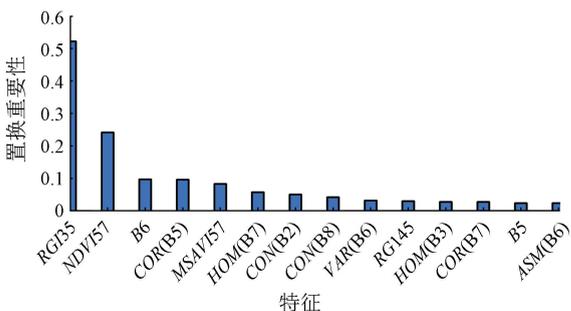


图 7 置换重要性大于 0.02 的特征

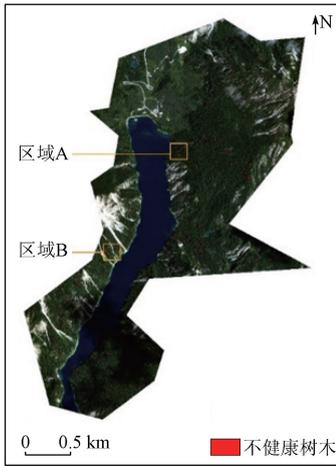
Fig. 7 Features with permutation importance greater than 0.02

到,对于不健康树木的识别,最重要的特征是由 WorldView-2 影像的绿光波段和红光波段所计算出来的红绿指数,紧随其后的是由红光波段和近红外 1 波段所计算的归一化植被指数。这 2 个特征对识别的影响较大,打乱它们会严重影响到分类精度。红边波段、红光波段相关性和修正的土壤调整植被指数的置换重要性接近 0.1,这三者对分类的精度影响也是不容忽视的。其他单一特征的置换重要性则较小,主要通过多个特征耦合来对识别效果形成积极的影响。

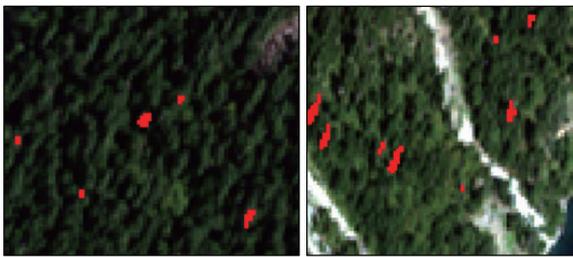
### 3.3 植被健康监测

使用特征提取后得到的 24 个特征,重新构建随机森林分类模型,将该模型应用到整个长海地区的 WorldView-2 影像进行不健康树木的识别。根据最邻近分析,长海地区的不健康树木平均观测距离  $D_o$  为 24.6 m,期望平均距离  $D_e$  为 49.0 m,最邻近指数 ANN 为 0.5。虽然长海地区存在的水体会使最邻近指数偏低,但是平均观测距离与期望平均距离相差近一倍,故认为长海地区的不健康树木表现为聚集分布。

长海地区不健康树木识别结果如图 8 所示,可以看到该地区的不健康树木存在一定集群分布现象,尤其是在冲沟这类地质灾害地区容易出现多株不健康树木,但是不健康树木都是以单株的形式出现,没有出现明显的传染现象。图 9 显示了不健康树木随高程变化的分布情况,趋势表现为不健康树木发生概率随高程先上升后下降,揭示了不健康树木主要集中在山腰的天然林区域。从整体来看,长海的不健康树木发生概率在 0.23% 左右,情况较为良好。



(a) 不健康树木识别结果总览



(b) 区域 A 识别结果

(c) 区域 B 识别结果

图 8 不健康树木识别结果

Fig. 8 Results of identifying unhealthy trees

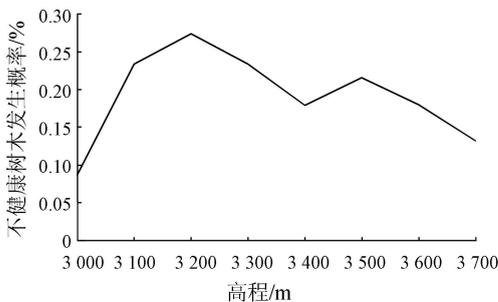


图 9 不同高程不健康树木发生概率

Fig. 9 Occurrence probability of unhealthy trees at different elevations



(a) 人为扰动

(b) 自然过程

(c) 地质灾害

图 10 3 种不同类型的 unhealthy 树木成因

Fig. 10 Causes of three different types of unhealthy trees

## 4 讨论

### 4.1 分类模型分析

随着计算机算力、遥感平台的发展,研究者更倾向于使用高光谱影像和深度学习算法。前者通过更多的波段来提供信息量,后者通过更多的样本来提供信息量。而长海试验区地形复杂,难以采集无人机高光谱数据,且长海整体不健康树木发生概率仅有 0.23%,不健康树木多以单株形式出现,这 2 种提供信息量的方法不再适用。本研究的结果则表明,在这种大场景地区的遥感应用中,合理地结合光谱指数和纹理特征,同样也可以有效地提供信息量,来达到精细化的识别效果。

相近波段计算出来的光谱特征和纹理特征存在冗余现象,为了防止冗余现象造成模型计算效率的降低和特征重要性的失真,本研究通过对特征集的降维处理,发现提取出来的 24 个特征就可以达到与原始特征集相当的分​​类能力。

为了进一步确定这些特征的分类能力,研究通过对置换重要性的计算,发现传统的 2 个植被指数——红绿指数和归一化植被指数依旧提供着巨大的信息量,WorldView-2 影像所特有的红边波段和修正的土壤调整植被指数也对分类结果有些较大的影响。除了红光波段纹理特征的重要性较大外,其余的纹理特征的重要性均较小,但是它们数量多,且每一个特征都能对分类结果提供正面的影响。这些特征可以作为今后植被健康研究中的优选特征。

### 4.2 植被健康态势分析

根据实地调研,九寨沟树木的不健康成因有 3 种:人为扰动、自然过程和地质灾害(图 10)。把长海地区的植被区域划分为人类活动区、野生天然林区 and 地质灾害区(主要地质灾害为冲沟),计算得到

的3类地区不健康树木发生概率如表5所示。在自然状态下,野生天然林的不健康树木发生的概率为0.21%,而在地质灾害发生的区域,不健康树木明显变多,达到了0.40%。这反映出冲沟等地质灾害对长海地区植被有明显的破坏作用。人类活动区的不健康树木发生概率则较低,但考虑到人类活动的林区为人工林,树木长得较为低矮,很多树木的病害特征难以在冠层尺度观察到,故人为扰动的成因与另外2个成因的可比性不强。总的来说,研究对九寨沟生物圈保护区长海地区开展植被健康监测,可以有效识别出不健康的树木,以指导该地区进行森林资源保护。地质灾害对森林有着明显的破坏作用,需要重点对地质灾害区的树木进行抢救,以避免更多树木的死亡。人为扰动所导致不健康树木发生概率相对较低,但考虑到人类活动区树木长势矮小,病害特征难以在冠层上观测到,因此依然需要持续关注人为扰动对植被健康状况的影响。

表5 3种成因的不健康树木发生概率

Tab.5 Occurrence probabilities of unhealthy trees with three causes

不健康树木成因	林区类型	不健康树木发生概率/%
人为扰动	人工林	0.17
自然过程	天然林	0.21
地质灾害	天然林	0.40

## 5 结论

针对植被健康状态保护较好的生物圈保护区,开展大场景、精细化的植被健康监测,提出一种集特征提取和随机森林的大场景植被健康遥感精细监测方法,完成了对九寨沟长海地区不健康树木的精细化识别,该方法对同类型大场景生物圈保护区植被健康监测与诊断具有推广价值。研究结果表明:

1)同时耦合光谱指数特征和灰度共生矩阵纹理特征可以有效提高不健康树木识别的准确率和召回率,且明显高于只使用光谱特征或者只使用纹理特征。

2)改变灰度共生矩阵的窗口大小,可以有效提高不健康树木识别的召回率,但是在窗口大到一定程度后,召回率会趋于饱和,此时的窗口大小为分类的最佳窗口大小。

3)对不健康树木识别最重要的5个特征为:红绿指数、归一化植被指数、WorldView-2红边波段、红光波段相关性和修正的土壤调整植被指数,这些特征可以作为今后植被健康研究的典型特征。

4)长海地区的地质灾害对树木根系的破坏作

用较为严重,地质灾害对不健康树木的驱动作用相对于自然过程提升了接近一倍,地质灾害对该地区的植被健康状况有着明显的消极作用。

## 参考文献(References):

- [1] Batisse M. Action plan for biosphere reserves [J]. *Environmental Conservation*, 1985, 12(1): 17-27.
- [2] Ishwaran N, Persic A, Tri N H. Concept and practice; The case of UNESCO biosphere reserves [J]. *International Journal of Environment and Sustainable Development*, 2008, 7(2): 118-131.
- [3] Wang J, Feng L, Palmer P I, et al. Large Chinese land carbon sink estimated from atmospheric carbon dioxide data [J]. *Nature*, 2020, 586: 720-723.
- [4] 陶欢, 李存军, 程成, 等. 松材线虫病变色松树遥感监测研究进展 [J]. *林业科学研究*, 2020, 33(3): 172-183.  
Tao H, Li C J, Cheng C, et al. Progress in remote sensing monitoring for pine wilt disease induced tree mortality: A review [J]. *Forest Research*, 2020, 33(3): 172-183.
- [5] Dash J P, Watt M S, Pearce G D, et al. Assessing very high resolution UAV imagery for monitoring forest health during a simulated disease outbreak [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 131: 1-14.
- [6] 黄文江, 张竞成, 师越, 等. 作物病虫害遥感监测与预测研究进展 [J]. *南京信息工程大学学报(自然科学版)*, 2018, 10(1): 30-43.  
Huang W J, Zhang J C, Shi Y, et al. Progress in monitoring and forecasting of crop pests and diseases by remote sensing [J]. *Journal of Nanjing University of Information Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2018, 10(1): 30-43.
- [7] Meddens A J H, Hicke J A, Vierling L A, et al. Evaluating methods to detect bark beetle-caused tree mortality using single-date and multi-date Landsat imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 132: 49-58.
- [8] Wang H, Zhao Y, Pu R, et al. Mapping Robinia pseudoacacia forest health conditions by using combined spectral, spatial, and textural information extracted from IKONOS imagery and random forest classifier [J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(7): 9020-9044.
- [9] Waser L T, Küchler M, Jütte K, et al. Evaluating the potential of WorldView-2 data to classify tree species and different levels of ash mortality [J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(5): 4515-4545.
- [10] 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 Sensing*, 2015, 7(11): 15467-15493.
- [11] Yu R, Luo Y, Zhou Q, et al. Early detection of pine wilt disease using deep learning algorithms and UAV-based multispectral imagery [J]. *Forest Ecology and Management*, 2021, 497: 119493.
- [12] Zhou Q, Yu L, Zhang X, et al. Fusion of UAV hyperspectral imaging and LiDAR for the early detection of EAB stress in ash and a new EAB detection index—NDVI<sub>(776,678)</sub> [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(10): 2428.
- [13] 薛娟, 俞琳锋, 林起楠, 等. 基于 Sentinel-1 多时相 InSAR 影像的云南松切梢小蠹危害程度监测 [J]. *国土资源遥感*, 2018, 30(4): 108-114. doi: 10.6046/gtzyyg.2018.04.17.

- Xue J, Yu L F, Lin Q N, et al. Using Sentinel-1 multi-temporal InSAR data to monitor the damage degree of shoot beetle in Yun-nan pine forest [J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2018, 30(4): 108-114. doi: 10.6046/gtzyyg. 2018. 04. 17.
- [14] He Y N, Chen G, Potter C, et al. Integrating multi-sensor remote sensing and species distribution modeling to map the spread of emerging forest disease and tree mortality [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 231: 111238.
- [15] Wulder M A, Dymond C C, White J C, et al. Surveying mountain pine beetle damage of forests: A review of remote sensing opportunities [J]. *Forest Ecology and Management*, 2006, 221(1-3): 27-41.
- [16] Rouse J W, Haas R H, Schell J A, et al. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS [J]. *NASA Special Publication*, 1974, 351(1): 309.
- [17] 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 Sensing of Environment*, 1996, 58(3): 289-298.
- [18] Wójtowicz A, Piekarczyk J, Czernecki B, et al. A random forest model for the classification of wheat and rye leaf rust symptoms based on pure spectra at leaf scale [J]. *Journal of Photochemistry and Photobiology B: Biology*, 2021, 223: 112278.
- [19] Eitel J U, Vierling L A, Litvak M E, et al. Broadband, red-edge information from satellites improves early stress detection in a New Mexico conifer woodland [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(12): 3640-3646.
- [20] Chen G, He Y N, Santis A D, et al. Assessing the impact of emerging forest disease on wildfire using Landsat and KOMPSAT-2 data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 195: 218-229.
- [21] Wang H, Zhong Y, Pu R, et al. Dynamic analysis of Robinia pseud-acacia forest health levels from 1995 to 2013 in the Yellow River Delta, China using multitemporal Landsat imagery [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2018, 39(12): 4232-4253.
- [22] Ferreira M P, Wagner F H, Aragão L E O C, et al. Tree species classification in tropical forests using visible to shortwave infrared WorldView-3 images and texture analysis [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 149: 119-131.
- [23] Eugenio F C, Silva S D P, Fantinel R A, et al. Remotely piloted aircraft systems to identify pests and diseases in forest species: The global state of the art and future challenges [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2021, 10(1): 320-333.
- [24] Dash J P, Pearce G D, Watt M S. UAV multispectral imagery can complement satellite data for monitoring forest health [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(8): 1216.
- [25] Liakos K G, Busato P, Moshou D, et al. Machine learning in agriculture: A review [J]. *Sensors*, 2018, 18(8): 2674.
- [26] Park H G, Yun J P, Kim M Y, et al. Multichannel object detection for detecting suspected trees with pine wilt disease using multispectral drone imagery [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 8350-8358.
- [27] Hu G S, Wang T X, Wan M Z, et al. UAV remote sensing monitoring of pine forest diseases based on improved Mask R-CNN [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2022, 43(4): 1274-1305.
- [28] Han Z M, Hu W J, Peng S L, et al. Detection of standing dead trees after pine wilt disease outbreak with airborne remote sensing imagery by multi-scale spatial attention deep learning and Gaussian kernel approach [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(13): 3075.
- [29] Mantas V, Fonseca L, Baltazar E, et al. Detection of tree decline (*Pinus pinaster* Aiton) in European forests using Sentinel-2 data [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(9): 2028.
- [30] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I H. Textural features for image classification [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1973, 6: 610-621.
- [31] Janitza S, Strobl C, Boulesteix A L. An AUC-based permutation variable importance measure for random forests [J]. *BMC Bioinformatics*, 2013, 14: 119.

## Fine-scale remote sensing monitoring and interpretation of large-scene vegetation health in the Jiuzhai Valley biosphere reserve: A case study of the Changhai pilot zone

GAO Sheng<sup>1,2</sup>, CHEN Fulong<sup>1,3</sup>, SHI Pilong<sup>1,3</sup>, ZHOU Wei<sup>1,3</sup>, ZHU Meng<sup>1,3</sup>,  
LUO Yansong<sup>1,2</sup>, YANG Qingxia<sup>4</sup>, WANG Qin<sup>4</sup>

(1. *Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China*; 2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*; 3. *International Research Center of Big Data for Sustainable Development Goals, Beijing 100094, China*; 4. *Jiuzhaigou Valley Scenic Area Administration, Jiuzhaigou 623402, China*)

**Abstract:** Under the intertwined effects of natural processes, geological disasters, and human disturbances, the health risks of vegetation in biosphere reserves have increased. Accurately extracting and identifying vegetation health information from complex large scenes faces technical challenges. This study investigated the Changhai pilot zone of the Jiuzhai Valley biosphere reserve by leveraging the macro, objective, and quantitative advantages of remote sensing technology. It proposed a fine-scale remote sensing monitoring method integrated with feature extraction and random forest for large-scene vegetation health, achieving the information extraction and target

identification of unhealthy trees in typical biosphere reserves. The results show that: ① The random forest classification method combined with spectral and texture features can accurately extract unhealthy trees scattered in forests from high-resolution remote sensing images; ② The red-green ratio index, normalized difference vegetation index, correlation between red-edge and red bands, and corrected soil-adjusted vegetation index constitute typical features for extracting vegetation health information from remote sensing images; ③ The Changhai pilot zone exhibits a generally fair vegetation health status, with unhealthy trees accounting for 0.23%, and geological disasters exert positive effects on the spatial distribution of unhealthy trees. This study provides primary scientific data for vegetation health diagnosis of the Jiuzhai Valley biosphere reserve while showing generalization value for the remote sensing monitoring of ecological security in other biosphere reserves of China.

**Keywords:** remote sensing; vegetation health; feature extraction; feature importance; WorldView-2

(责任编辑: 张 仙)