

湖北省林下植被盖度时空变化特征及其驱动因素

赵辉^{1,3}, 董世康², 杨伟^{1,3}, 李璐^{1,3}, 余冰^{1,3}

(1.湖北省水利水电科学研究院, 湖北 武汉 430070; 2.华中农业大学

资源与环境学院, 湖北 武汉 430070; 3.湖北省水土保持工程技术研究中心, 湖北 武汉 430070)

摘要: [目的] 研究湖北省林下植被盖度的时空变化特征及其驱动因素, 为该区生态环境保护与植被管理提供科学依据。[方法] 以湖北省为研究区域, 通过样地调查并结合 DeepLabV3⁺ 语义分割方法提取了2022年度湖北省28个样方点每半月的林下绿叶植被盖度及林下枯落物盖度。基于此, 采用多种机器学习模型分析空间位置、自然环境、社会经济环境、气候条件等4类驱动因子对林下绿叶植被盖度变化的作用。[结果] 林下枯落物盖度月度变化并未表现出明显的季节性特征, 且各个样方点上林下枯落物盖度时空差异性较大; 而林下绿叶植被盖度则呈现明显的季节性变化特征, 不同植被类型下的林下绿叶植被盖度存在明显差异, 通常经济林和针叶林的林下绿叶植被盖度高于落叶阔叶林和常绿阔叶林, 且落叶阔叶林和常绿阔叶林的林下绿叶植被盖度差异较小。随机森林回归模型预测性能最好, 均方根误差 (RMSE) 为11.072 3, 决定系数 (R^2) 为0.732。[结论] 随机森林回归模型显示同期气温、NDVI 和过去1个月的降水量是林下绿叶植被盖度时空变化的关键驱动因子。

关键词: 林下植被盖度; 驱动因素; 时空变化; 机器学习; 湖北省

文献标识码: A

文章编号: 1000-288X(2025)01-0082-12

中图分类号: Q948.1, S157

文献参数: 赵辉, 董世康, 杨伟, 等. 湖北省林下植被盖度时空变化特征及其驱动因素[J]. 水土保持通报, 2025, 45(1): 82-93. Zhao Hui, Dong Shikang, Yang Wei, et al. Characteristics of spatial-temporal changes and its driving factors in understory vegetation coverage in Hubei Province [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2025, 45(1): 82-93. DOI: 10.13961/j.cnki.stbctb.2025.01.010; CSTR: 32312.14.stbctb.2025.01.010.

Characteristics of spatial-temporal changes and its driving factors in understory vegetation coverage in Hubei Province

Zhao Hui^{1,3}, Dong Shikang², Yang Wei^{1,3}, Li Lu^{1,3}, Yu Bing^{1,3}

(1. Hubei Water Resources Research Institute, Hubei, Wuhan 430070, China;

2. College of Resources & Environment of Huazhong Agricultural University, Hubei, Wuhan 430070, China;

3 Hubei Engineering and Technology Research Center of Soil and Water Conservation, Hubei, Wuhan 430070, China)

Abstract: [Objective] The temporal and spatial variation of understory vegetation coverage and its driving factors in Hubei Province were studied to provide scientific basis for ecological environment protection and vegetation management in this area. [Methods] Hubei Province was selected as the study area, and understory green leaf vegetation cover and understory litter cover were extracted from 28 sample plots for every half month in 2022 through field survey and DeepLabV3⁺ semantic segmentation method. Based on this, various machine learning models were used to analyze the impact of four driving factors, namely spatial location, natural environment, social and economic environment, and climate conditions, on changes in understory green leaf vegetation cover. [Results] Monthly variations in understory litter cover did not show obvious seasonal characteristics, and there was considerable spatial and temporal heterogeneity in the understory litter cover among the sample plots. In contrast, understory green leaf vegetation cover showed obvious seasonal change characteristics, and there were significant differences in understory green leaf

收稿日期: 2024-09-04

修回日期: 2024-10-25

采用日期: 2024-10-25

资助项目: 湖北省水利前期工作“湖北省水土保持三级区林下植被覆盖度研究”(2021-218-006-002); 湖北省水利前期工作“湖北省水利减碳增汇措施研究”(2022-218-006-001)

第一作者: 赵辉(1983—), 男(汉族), 河南省三门峡市人, 硕士, 高级工程师, 主要从事水土保持与荒漠化防治等方面的研究。Email: hfread@163.com.

通信作者: 杨伟(1983—), 男(汉族), 河南省灵宝市人, 博士, 高级工程师, 主要从事水土保持等方面的研究。Email: yw-883@163.com.

vegetation cover among different vegetation types; the understory green leaf vegetation cover of economic forests and conifers was generally higher than that of broadleaf deciduous forests and evergreen broadleaf forests, and the differences in understory green leaf vegetation cover between broadleaf deciduous and evergreen broadleaf forests were relatively small. The random forest regression model showed the best prediction performance, with a root mean square error (RMSE) of 11.072 3 and a coefficient of determination (R^2) of 0.732. [Conclusion] The random forest regression model showed that temperature, NDVI, and precipitation in the previous month were the key driving factors for spatiotemporal changes in the understory green leaf vegetation cover.

Keywords: understory vegetation coverage; driving factors; temporal and spatial variation; machine learning models; Hubei Province

林下植被盖度是指林地中乔木冠层以下所有植被(如灌木、草本植被和枯落物)构成的林下盖度^[1-2]。林下植被层是森林生态系统的重要组成部分^[3],数据显示在森林冠层郁闭度较低的区域,林下植被的地上净初级生产力在整个生态系统中的贡献可以达到40%左右^[4];同时林下植被也被作为反映植被生长与土壤养分的分解、养分流动和积累的重要指标^[3]。因此,林下植被盖度作为描述地表覆盖林下植被情况的重要参数,被广泛用于反映林地生态状况。

林下植被盖度对维护生物多样性、调节小气候以及提供栖息地具有重要作用,是森林管理、碳循环及生态研究中的重要参数^[5]。例如,有研究发现随着林下植被盖度的增加土壤质量得到了显著的提高,尤其当林下植被盖度达到以后效果更加明显^[6]。同时,由于林下植被减缓雨滴冲击、减少地表径流^[7]、增加土壤渗透,能有效减少土壤侵蚀,维持土壤结构的稳定性,从而在水土保持中发挥关键作用。根据《区域水土流失动态监测技术规范(试行)》的规定每半月的林下植被盖度的值是影响B因子值的大小的关键因素之一,并最终对每年单位面积上的土壤侵蚀量计算值产生影响^[8]。由于林下植被盖度对水土保持及森林生态系统的重要作用,大范围、高精度的定量监测及评估林下植被盖度及其时空变化特征对区域生态保护尤其是区域水土保持十分关键,同时目前水利部提供的林下植被盖度曲线数据通常只有个别监测点的林下盖度数据。因此在全球范围,学者和科研机构开展了适应各个区域的林下植被盖度的监测与识别研究^[9]。例如郑城等^[1]以浙江省为研究区,通过样地调查对该省的林下植被盖度进行了调研。Hart等^[10]评估了火灾后林下植被盖度的变化情况;同时,一些研究通过遥感监测、数码摄影或数学统计方法识别大范围上林下植被盖度^[11-14],如Wing等^[12]使用激光点云数据反演林下植被盖度,或通过林下植被回波点的特征值与地表测量值的回归关系估算林下植被的覆盖度,如Chianucci^[15]利用数码摄影估算林下落叶

乔木的叶面积指数。由于林下植被盖度的重要意义,对其开展全方位地监测、识别与量化已得到广泛的关注,并取得了一系列研究成果。然而其时空变化的驱动机理关系尚未被深入挖掘^[16]。一些研究从植被类型或树种的角度出发,分析冠层植被对林下植被盖度的影响^[17]。例如Barbier等^[18]发现不同树种通过改变光照、水分及土壤养分等方式影响林下植被盖度。Légaré等^[9]通过试验对比分析,发现林下植物组成受到地表沉积物和植被覆盖率的高度影响。这些研究主要关注冠层植被对林下植被盖度影响,但如何从社会经济、自然环境和气候特征等多方面全方位地分析林下植被盖度的关键影响因素还尚未得到足够重视。尤其对于降雨、气温等具有时序特征的变量如何对月际尺度上的林下植被盖度变化产生影响尚不明晰。因此,本研究以湖北省为研究区域,利用野外实地调查结合多种机器学习模型,开展大范围、长时序的林下植被盖度时空动态检测及驱动机理建模。研究探讨空间位置、自然环境、社会经济环境、气候条件等驱动因子对林下植被盖度的时空变化影响,明晰气候条件对林下植被盖度影响的滞后效应,从而为生态环境保护与植被管理提供科学依据。

1 研究区概况

本研究根据湖北省水土保持三级分区,以及果园、其他园地、有林地和其他林地的分布条件,结合湖北省省级监测网络布局选定研究区,所选研究区涉及8个水土保持三级分区、8个地级市。在研究区内依托湖北省水土保持监测网络体系,选择研究区内通城秀水、秭归县王家桥、黄冈市石桥铺、蔡甸区西湖、郧西县毛獭河、恩施州长堰、荆州卷桥水库和襄阳熊河水库8个监测点附近选择具有代表性的果园、其他园地、有林地和其他林地设置林下覆盖调查点(表1)。其中通城秀水监测点位于幕阜山九岭山山地丘陵保土生态维护区,秭归县王家桥监测点位于大巴山山地保土生态维护区。黄冈市石桥铺、蔡甸区西湖、

郧西县毛獭河和恩施州长堰为桐柏大别山山地丘陵水源涵养保土区、江汉平原及周边丘陵农田防护人居环境维护区、丹江口水库周边山地丘陵水质维护保土区和鄂渝山地水源涵养保土区的综合监测点。洞庭

湖丘陵平原农田防护水质维护区仅选择荆州卷桥水库作为重点监测点建设。南阳盆地及大洪山丘陵保土农田防护区仅选择襄阳熊河水库作为重点监测点建设。

表 1 林下覆盖调查点设置情况

Table 1 Setting information of survey point for understory coverage

调查点编号	水土保持三级分区	站点名称	站点类型
1	桐柏大别山山地丘陵水源涵养保土区	黄冈石桥铺	综合监测点
2	南阳盆地及大洪山丘陵保土农田防护区	钟祥市	—
3	江汉平原及周边丘陵农田防护人居环境维护区	洪山区	—
4	洞庭湖丘陵平原农田防护水质维护区	松滋市	—
5	幕阜山九岭山山地丘陵保土生态维护区	通城县秀水	综合监测点
6	丹江口水库周边山地丘陵水质维护保土区	郧西县毛獭河	综合监测点
7	大巴山山地保土生态维护区	秭归县王家桥	综合监测点
8	鄂渝山地水源涵养保土区	恩施州长堰	综合监测点

2 数据获取与研究方法

2.1 样点布设与调查

本研究中标标准地的选择与布设严格遵循了野外观测的规范与步骤。首先,通过对调查林分的全面踏查,选取具有代表性、原始性和典型性的地段进行样地布设,确保标准样地不跨越河流、道路或伐开的调查线,并远离林缘;坡度大于 5° 时,需要将样地的水平投影长度换算为坡面长度。本研究采用固定标准样地,以便进行多次定位调查,通常用于林分调查及其他专业调查。样地规格为正方形,若样地内存在灌木层,则布设为 $5\text{ m}\times 5\text{ m}$,要求水平投影面积精确保证 25 m^2 ;若仅有草本层,布设为 $1\text{ m}\times 1\text{ m}$,同样要求水平投影面积精确保证 1 m^2 。设置过程中,先选择适合定期观测目的的林分,确定样地形状后,利用罗

盘仪测角,并用皮尺或测绳测量距离,按预定形状布设样地并围成正方形。在样地每边的固定点位及中心埋设直径为 5 cm ,露出地面 20 cm 的木制标桩,随后用水泥桩替换木制标桩,并用铁丝网围起整个样地。在设置完成后,样地内按 $50\text{ cm}\times 50\text{ cm}$ 的网格进行标记,以此为基准测定每株林木的坐标。调查时间为2022年,每半月调查1次,共计24次。标准样地的复测工作每年进行两次,分别在5月中旬和10月中旬,复测时依据初测标准重新测定每个小样方内的灌木和草本指标,同时检查并修补样地内的标桩和界标。根据湖北省水土保持三级分区及植被类型,对每个选定的定位监测县、乡(镇)选择园地样方与林地样方共2~5个左右。其中园地样方涉及的树种包括板栗树、桃树、核桃树等,林地样方涉及的树种包括马尾松、枫杨等常见树种。具体的设置情况详见表2。

表 2 试验样地设置情况

Table 2 Situation of experimental sample settings

水土保持三级分区	植被样方位置		园地样方		林地样方	
	县名	乡(镇)名	数量	树种	数量	树种
桐柏大别山山地丘陵水源涵养保土区	罗田县	匡河镇	3	板栗树、桃树、核桃树	2	马尾松、枫杨
南阳盆地及大洪山丘陵保土农田防护区	钟祥市	东桥镇	2	枣树、桑树	2	栓皮栎、白蜡树
江汉平原及周边丘陵农田防护人居环境维护区	洪山区	狮子山街道	1	桃树	2	栓皮栎、马尾松
洞庭湖丘陵平原农田防护水质维护区	松滋市	卸甲坪土家族乡	1	桃树	1	马尾松
幕阜山九岭山山地丘陵保土生态维护区	通城县	五里镇	1	油茶	3	红叶石楠、杉木、含笑
丹江口水库周边山地丘陵水质维护保土区	郧西县	河夹镇	1	桃树	2	红叶石楠、马尾松
大巴山山地保土生态维护区	秭归县	茅坪镇	2	柑橘树、核桃树	2	侧柏、马尾松
鄂渝山地水源涵养保土区	恩施市	舞阳办事处	1	柑橘树	2	杉木树、香樟
合计			12		16	

2.2 林下植被盖度提取

(1) 垂直照相内容。使用垂直照相技术评估林

下植被盖度。对于乔木林垂直向下拍摄以评估灌木及草本植被和枯落物的盖度。林下植被盖度则指灌

木、草本植被和枯落物在单位水平面积内的垂直投影面积所占百分比,范围为 0~100,保留两位小数。

(2) 照片质量检查。照片质量直接影响植被盖度测量的准确性,需重点检查以下 3 个方面:①避免照片模糊,这通常是由于拍摄过程中相机晃动引起的。建议将相机焦距设置为最低,并在相机稳定后再进行拍摄,同时原地查看图像以确保清晰度;②确保拍摄角度垂直,非垂直拍摄会导致植被盖度测量结果偏大,需剔除此类图像;③避免由于拍摄位置和高度不当导致的拍摄范围过小,这会使盖度测量结果偏大,应剔除此类图像。

(3) 林下植被盖度提取。根据林下植被的定义,林下植被盖度是指林地中乔木冠层以下所有植被(如灌木、草本植被和枯落物)构成的盖度。因此,采用 Matlab 软件中的 DeepLabV3+语义分割方法对林下灌木、草本植被等绿叶及枯落物进行识别,并基于此计算林下植被盖度。首先,对所有处理好的照片统一分辨率,并对枯落物、绿叶及背景进行标注。然后,构建 DeepLabV3+语义分割网络并设置训练参数,最终模型精度为 92.51%。使用训练完成的模型对图像进行语义切割,生成识别出的枯落物、绿叶和背景的分类图,并根据分类图统计林下枯落物盖度、林下绿叶植被盖度。

在训练过程中模型的准确率随着训练轮次的增加而逐渐提高,并在最后阶段趋于平稳,表明模型在识别绿叶、枯落物方面具有较好的收敛性。同时,损失函数值呈现逐渐下降的趋势,这表明模型的预测能力在不断增强。

2.3 时空驱动机理模型构建

(1) 机器学习模型。为了研究林下植被盖度的时空变化驱动机理,本项目应用 4 种机器学习预测模型来探究林下植被盖度的变化,包括多元线性回归模型^[19-20]、支持向量机回归模型^[21]、决策树回归模型^[22]和随机森林回归模型^[23-24]。驱动因子的选择遵循数据可获取性、一致性、相关性和全面性原则。

多元线性回归模型(MLR)用于分析多个自变量对因变量的线性影响,模型公式为:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \epsilon \quad (1)$$

式中: Y 代表林下植被盖度; $X_1, X_2 \dots X_n$ 为驱动因子; β_0 为截距; $\beta_1, \beta_2 \dots \beta_n$ 为各驱动因子的回归系数; ϵ 为误差项。多元线性回归模型可以通过最小二乘法(OLS)估计系数,以最小化误差项的平方和。

支持向量机回归模型(SVR)通过在高维空间中寻找最佳超平面来进行预测,模型的目标是找到一个尽可能平滑的函数,使得大部分数据点都在该函数的

容差范围内。支持向量机的预测函数为:

$$f(X) = \langle w, \varphi(X) \rangle + b \quad (2)$$

式中: $w, \varphi(X)$ 为输入向量 X 与权重向量 w 的内积; $\varphi(X)$ 为非线性映射函数; b 为偏置项。SVR 通过使下列目标函数 Z 最小来最小化预测误差和模型复杂度:

$$Z = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \quad (3)$$

式中: ξ_i, ξ_i^* 为松弛变量; C 为惩罚参数。

决策树回归模型(DTR)是一种非参数模型,通过递归分割数据集来预测因变量,分割依据是使每个节点的误差最小化。其基本思想是通过信息增益或基尼指数等准则来选择最优分割点。决策树的预测函数可以表示为:

$$f(X) = \sum_{m=1}^M c_m I(X \in R_m) \quad (4)$$

式中: R_m 为树的第 m 个区域; c_m 为该区域内的平均值; I 为指示函数。

随机森林回归模型(RFR)是一种集成学习方法,通过构建多个决策树并对其预测结果进行平均来提高预测精度。随机森林模型在每个节点选择分割特征时,随机选取部分特征,这种方式有效地减少过拟合。其预测函数为:

$$f(X) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B f_b(X) \quad (5)$$

式中: B 为树的数量; $f_b(X)$ 为第 b 棵树的预测结果。

(2) 驱动因子与模型评估。目前植被覆盖变化驱动机理研究模型比较成熟,但林下植被盖度的驱动机理研究尚处于起步阶段,因此本文参照张文强等^[25]的研究并根据研究区域特征,确定空间位置、自然环境、社会经济环境、气候条件等 4 类驱动因子(表 3)。具体而言,空间位置包括样方所在经度、纬度信息,自然环境包括样方所在位置的高程、坡度、植被类型、归一化植被指数(NDVI),社会经济环境包括样方与最近路网距离、与最近水体距离、样方所在地的人口密度、样方所处位置的土地利用/土地覆盖,气候条件包括样方所在地的当月气温、降水量及前 1 月的温度与前 1 月的降水量样方测量。其中植被类型因子综合考虑人为活动和植被类型,将 28 个样点数据分为人为干扰、人类活动较为明显的经济林(以生产果品、食用油料、工业原料和药材为主要目的的林木)及落叶阔叶林、常绿阔叶林、针叶林 4 大类。考虑到林下绿叶植被盖度的月度变化特征,NDVI、气温和降水量等因子均为月度数据,而其余因子则为年度数据。28 个样方上的月度植被盖度值则采用当月所有监测数据的平均值代替。

表 3 驱动因子的数据来源与预处理

Table 3 Data source and preprocessing of driving factors

因子类别	因子名称	数据来源	时间分辨率	空间分辨率	数据预处理
空间位置	经度	GPS 实测	—	—	—
	纬度	GPS 实测	—	—	—
自然环境	高程	NASA 的 SRTM (shuttle radar topographic mission) 数字高程数据集	—	90 m	—
	坡度	NASA 的 SRTM (shuttle radar topographic mission) 数字高程数据集	—	90 m	—
	植被类型	—	—	—	将经济林作为一类,其他样点根据不同树种划分为落叶阔叶林、常绿阔叶林、针叶林 3 类
	归一化植被指数(NDVI)	NASA 的 MOD13Q1.061 植被指数数据	16 d	250 m	最大化合成法合成逐月 NDVI 数据
社会经济环境	人口数量	Oak Ridge National Laboratory 的 LandScan 全球人口数据集	—	1 km	—
	土地利用/土地覆盖	Google Earth Engine 的 Dynamic World V1 地表覆盖数据	5 d	10 m	—
	最近路网距离	Open Street Map(OSM) 开源数据集的路网数据	—	—	近邻分析计算样点到最近路网的距离
	最近水体距离	Open Street Map(OSM) 开源数据集的水体数据	—	—	近邻分析计算样点到最近水体的距离
气候条件	气温	彭守璋发布的中国 1 km 分辨率逐月平均气温数据集	30 d	1 km	—
	降水量	彭守璋发布的中国 1 km 分辨率逐月降水量数据集	30 d	1 km	—

本研究采用平均绝对误差、均方误差、均方根误差和决定系数等指标评估模型的性能。平均绝对误差(mean absolute error, MAE)表示模型预测值与真实值之间的平均绝对误差,数值越小,模型的预测精度越高。MAE 越接近 0,说明模型的预测结果越接近实际值。其计算公式为:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (6)$$

式中: y_i , \hat{y}_i 分别为样本真实值与预测值; n 为样本数量。

均方误差(MSE)表示预测值与真实值之间差异的平方的平均值。因为平方项放大了误差的影响,MSE 对于异常值更为敏感。数值越小,模型的预测效果越好。其计算公式为:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (7)$$

均方根误差(RMSE)是均方误差的平方根,保留了 MSE 对误差的放大作用,同时单位与原始数据保持一致。RMSE 越小,模型的预测精度越高。

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

决定系数(R^2)表示模型解释变量的比例,值越接近 1 表示模型拟合度越好。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (9)$$

3 结果与分析

3.1 时空变化特征

3.1.1 林下枯落物盖度时空变化特征

(1) 林下枯落物盖度因受到自然和人为干扰影响而表现出较大空间差异性。不同树种的落叶量及其季节性规律均有所不同。由图 1a 可知,林下枯落物盖度的 95% 置信区间范围较大,表示 28 个样点数值差异性大;同时,每半月林下枯落物盖度的平均值在时序上变化较小,表明林下枯落物盖度并未表现出明显的季节性变化规律。由于林下枯落物盖度在 28 个样点上的差异明显,因此以罗田县果园样方为例(图 1b)进一步分析不同树种的林下枯落物盖度的特征。核桃树和桃树的林下枯落物覆盖度在时序上的变化较小,而板栗树的林下枯落物覆盖度呈现显著的季节性变化,其中冬季的林下枯落物盖度高达 42.15%,而夏季仅为 0.27%。

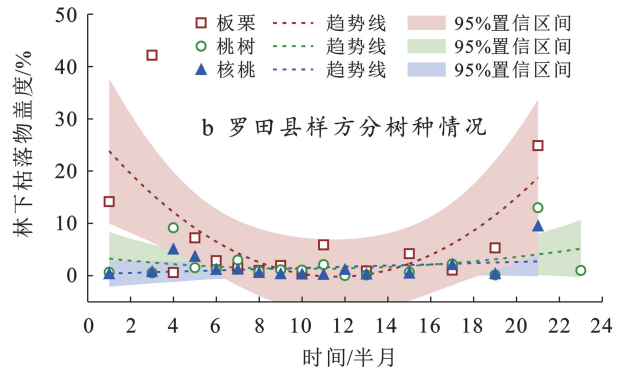
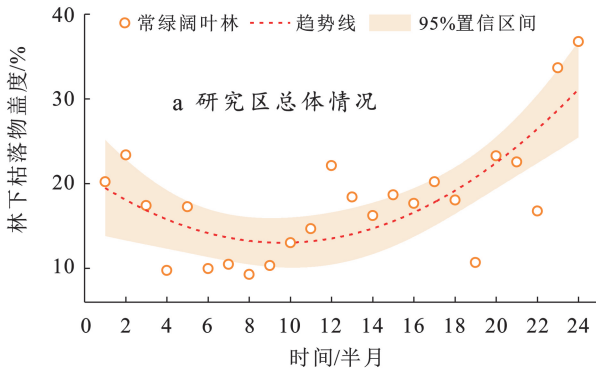


图 1 林下枯落物盖度样方调查

Fig.1 Sample survey on understory litter coverage

(2) 不同植被类型的林下枯落物盖度存在差异。分析了常绿阔叶林、针叶林、落叶阔叶林和经济林 4 种植被类型下的林下枯落物盖度随季节性波动(图 2)。结果显示,经济林的林下枯落物盖度普遍较低且波动性最小,全年集中在 1.06%~7.59%,这可能与经济林受到较为频繁的人为活动干扰相关。相比之下,生态林的林下枯落物盖度在时序上的变动性稍高。其中,常绿阔叶林和落叶阔叶林的林下枯落物盖度在一年中的前 12 个半月数值差异较小,而后 12 个半月的数值差异增大。针叶林的林下枯落物盖度的季度波动性最大,其中冬季最高大概达到 23.80%,其他季节值则相对较低。同时数据显示,常绿阔叶林、落叶阔叶林和针叶林 3 类植被类型下的林下枯落物盖度的置信区间较大,表明不同空间位置上样方的结果存在较大差异。

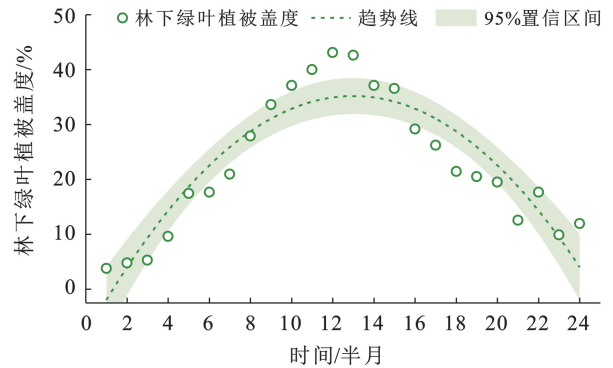


图 3 林下绿叶植被盖度总体情况

Fig.3 Overall cover of understory green leaf vegetation

(2) 不同植被类型下林下绿叶植被盖度随季节性变化规律明显,总体而言,仍遵循夏季林下绿叶植被盖度高、冬季林下绿叶植被盖度低的总体规律(图 4a),但不同植被类型的林下绿叶植被盖度仍存在一定差异。4 种植被类型(常绿阔叶林、落叶阔叶林、针叶林和经济林)在年中达到高峰,反映生长季节的影响。其中,经济林和针叶林的林下绿叶植被盖度一般高于落叶阔叶林和常绿阔叶林,落叶阔叶林和常绿阔叶林的林下绿叶植被盖度差异较小。以罗田县和钟祥市为例(图 4b),结果显示枫杨、马尾松、板栗、核桃、桃树等树种的林下绿叶植被盖度随时间明显波动,体现了季节性生长特征。特别是枫杨和马尾松,其林下绿叶植被盖度在夏季达到高峰并在冬季减少。

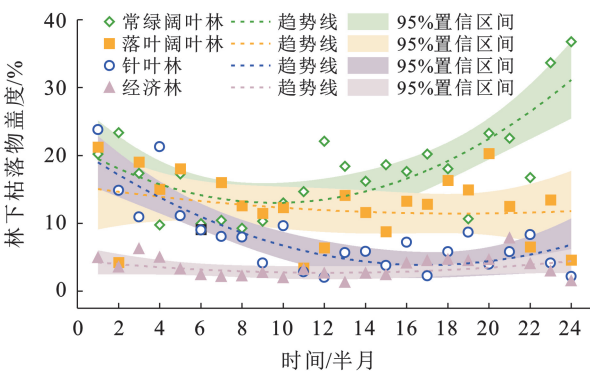


图 2 不同植被类型下林下枯落物盖度变化

Fig.2 Litter coverage change under different vegetation types

3.1.2 林下绿叶植被盖度时空变化特征

(1) 林下绿叶植被盖度均呈现明显的季节性变化特征(图 3),夏季林下绿叶植被盖度高达 40% 以上,冬季林下绿叶植被盖度低可低于 10%,春季林下绿叶植被盖度位于中间水平。同时,峰值附近的林下绿叶植被盖度的置信区间最大,表明夏季不同空间位置上样方的林下绿叶植被盖度的差异性较大。

3.1.3 林下植被盖度总体的时空变化特征 在林下枯落物盖度与林下绿叶植被盖度在时序分析的基础上,进一步探讨林下植被盖度(即林下枯落物盖度与林下绿叶盖度之和)的时空分布特征。结果如图 5 所示。湖北省林下植被盖度在 13.32%~49.62% 之间波动,其中最低值出现在第 2 个半月,最高值出现在第 13 个半月。总体而言,湖北省林下植被盖度呈现出较为明显的季节性特征,仍旧以冬季低、夏季高为主。

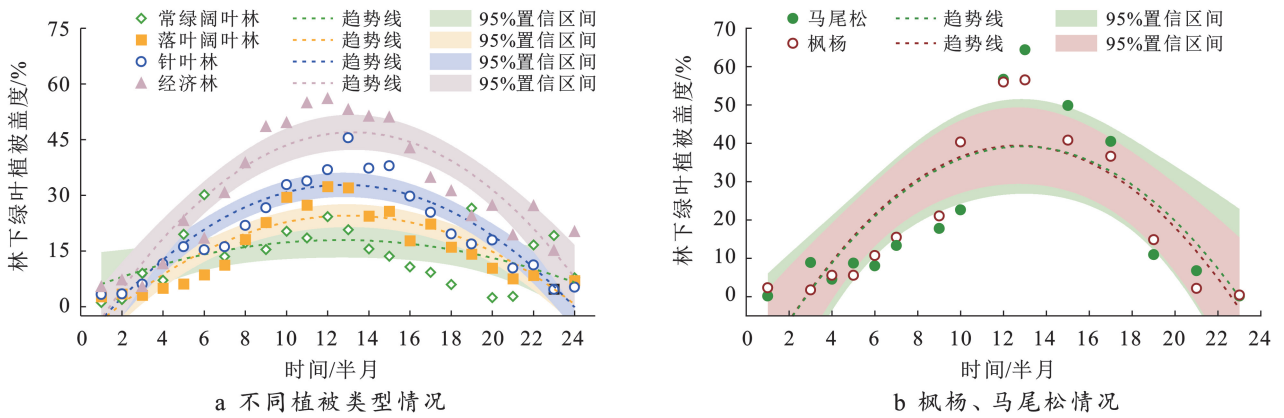


图 4 林下绿叶植被盖度

Fig.4 Coverage of understory green leaf vegetation

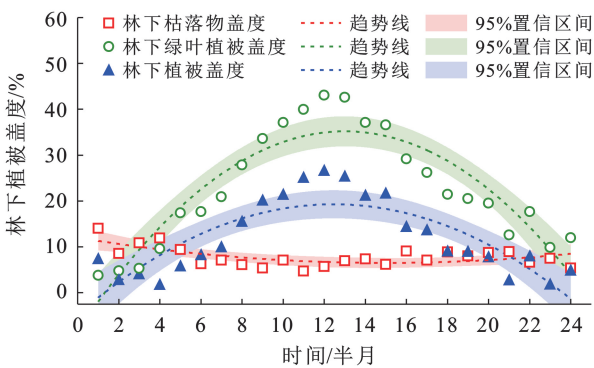


图 5 林下枯落物盖度、林下绿叶植被盖度及林下植被盖度变化特征

Fig.5 Comparison of understory litter coverage, understory greenery coverage and understory vegetation coverage

3.2 林下绿叶植被盖度时空变化驱动因子选择

由于林下枯落物盖度受树种类型、人为干扰等多方面的影响,具有明显的不确定性。而林下绿叶植被盖度则呈现较为明显的季节性变化特征,因此以林下绿叶植被盖度为对象,分析了林下绿叶植被盖度时空分布的驱动机理。所选择的驱动因子包括空间位置、自然环境、社会经济环境、气候条件等 4 类即调查样点的经度、纬度、高程、坡度、植被类型、气温、滞后降水量、植被盖度(NDVI)、人口数量、土地利用情况、距最近水体距离和距最近道路距离等 12 个驱动因子。分别对各个驱动因子的时空特征及选择原因进行了分析。

3.2.1 空间位置因子 采用调查样点的经度、纬度和高程来表示样方的位置,这主要是由于在湖北省域范围不同的经纬度、高程与坡度可能与气候条件、土壤类型等自然条件相关,这些因素通常是影响植被生长的重要因素。因此在本研究中,选择经度、纬度和高程作为林下植被绿叶植被盖度的驱动因子。

3.2.2 植被类型因子 赵芳等^[26]的研究表明,环境

因子如林分特征、土壤属性和地形因素对林下植被盖度有显著影响,并解释了 74.2% 的林下植被盖度变化。尤其在低海拔地区,林分特征、植被类型是影响林下绿叶植被盖度的主要因素。同时,基于湖北省 28 样方点林下植被盖度的分析,植被类型与林下绿叶植被盖度之间有较为明显的关系。因此,选择样方的植被类型即经济林、落叶阔叶林、常绿阔叶林、针叶林 4 类作为林下绿叶植被盖度时空变化驱动因子。

3.2.3 气候因子 毕馨予等^[27]的研究表明,植被在生长过程中不仅受同期降水和温度的影响,前期降水和温度对其也有累积效应,植被生长对降水和温度具有滞后性。林下绿叶植被盖度与植被生长密切相关,同样具有滞后性特征。为选择合适的气候因子构建驱动机理模型,将同期气温、同期降雨量、滞后气温(即林下绿叶植被盖度监测前一个月的气温)、滞后降水量(即林下绿叶植被盖度监测前一个月的降水量)4 个气候因子与林下绿叶植被盖度进行偏自相关分析。偏自相关分析可以在林下绿叶植被盖度与降水关系时剔除温度的影响,在量化林下植被盖度与温度关系时剔除降水的影响,实现温度和降水的有效分离。具体结果详见表 4。

表 4 林下绿叶植被盖度与温度、降水的偏相关系数

Table 4 Partial correlation coefficient between understory green leaf vegetation coverage, temperature and precipitation

项目	同期气温	同期降水量	滞后气温	滞后降水量
偏自相关系数	0.480**	0.151**	0.253**	0.314**

注:** 为在 0.01 水平(双侧)上显著相关。

根据偏自相关分析结果,同期气温对林下绿叶植被盖度的影响最为显著,偏自相关系数为 0.48,表明同期气温是当前林下绿叶植被盖度变化的主要驱动因素,这与徐凯健等^[28]的研究结果相一致。滞后降水量的影响次之,偏相关系数为 0.314,说明过去一个

月的降水对林下绿叶植被盖度有一定的累积效应。相比之下,过去一个月的气温和同期降水量的影响相对较小,偏相关系数分别为 0.253,0.151。因此,选择同期气温及滞后降雨量作为气候条件因子进行后续的林下绿叶植被盖度的驱动机理建模。月均降水量空间分布(图 6)的变化反映了湖北省降水量随季节和区域的显著差异。总体而言,湖北省降雨具有明显的季风气候特点。1 月和 11 月为干旱时期,降水量最少,在 15.8~123.8 mm 间波动,且空间差异性小;7 月为降水量最多的月份,降雨量在 25.5~160.9 mm 间

波动。同时呈现较大的空间差异性,例如湖北省中部和西部地区降雨明显高于其他区域。基于此,分析了调查样点的月降雨均值的变化情况(图 7),结果显示调查点降水量在全年内波动较大,显示出显著的变化趋势:春末和夏初(4—7 月)的降水量较多,而秋末和冬季(10 月至次年 2 月)的降水量较少。在降水量较高的月份(如 6 月和 7 月),置信区间较宽,表明这些月份不同调查点的降水量波动较大。调查点降水量的月均变化与林下绿叶植被盖度表现出同样的季节变化趋势。

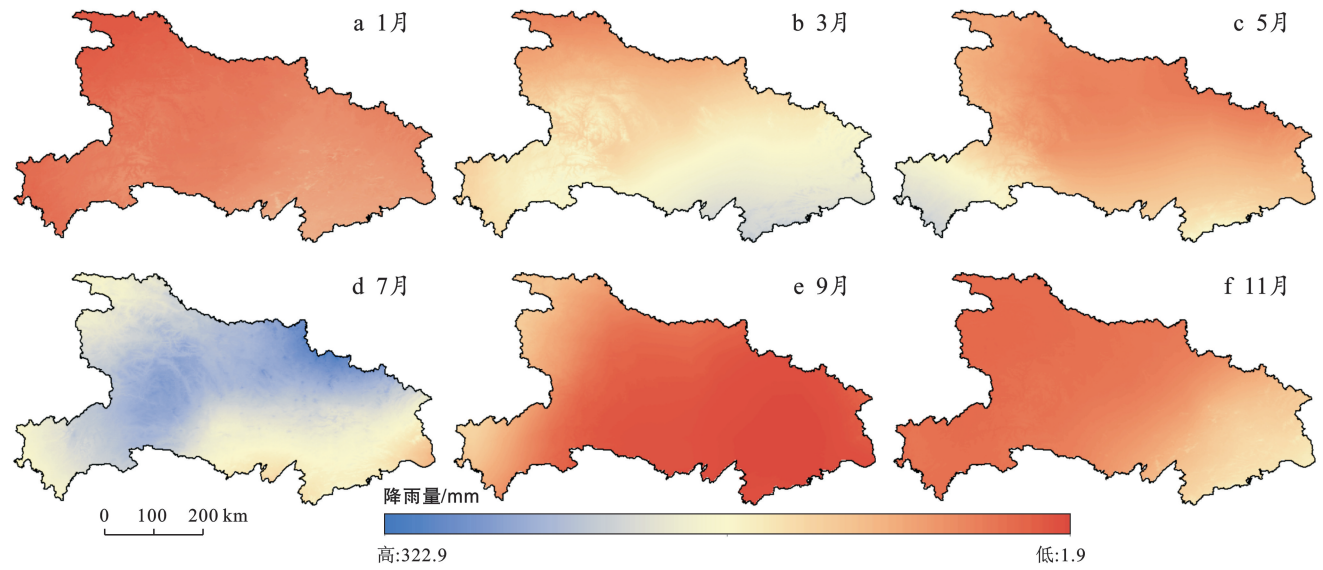


图 6 湖北省 2022 年月均降雨量分布

Fig.6 Distribution of average monthly rainfall in Hubei Province in 2022

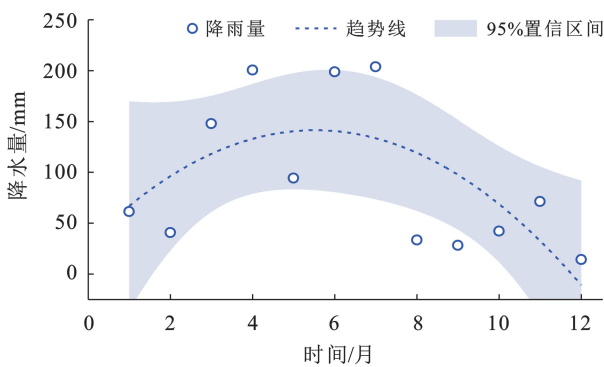


图 7 2022 年 28 个调查样点月均降雨量变化情况

Fig.7 Changes of average monthly rainfall at 28 samples in 2022

湖北省月均气温与降雨具有类似的时空分布特征(图 8),具有明显的季节变化特征:冬冷夏热,春秋温和且过渡明显。从空间分布上看,西部地区温度普遍低于其他地区。基于此,分析了调查点的月均气温变化情况,结果显示其呈现出明显的季节性变化(图 9)。调查点的月均气温在冬季(1 月和 12 月)较低,在夏季(6—8 月)达到最高点。置信区间在冬季

月份较小,气温波动较小。在夏季(6—8 月),置信区间变宽,气温波动较大。季节性变化的气温与林下绿叶植被盖度的变化趋势一致。

3.2.4 植被覆盖度 湖北省的植被覆盖状况存在明显的区域差异(图 10)。总体而言,西部地区的植被状况较好,NDVI 值较高,尤其在春季和夏季,这些区域的植被覆盖达到顶峰。东部和东南部地区的植被覆盖相对较少,NDVI 值较低,特别是在冬季和秋季。冬季和早春,湖北省的植被主要集中在西部地区;夏季,整个省份的植被覆盖率均较高,显示出广泛的植被生长;秋季时,东部和东南部地区的植被开始衰退,而西部地区的植被仍然保持相对较好的覆盖率。基于此,分析调查点上的月均 NDVI 变化情况(图 11)。结果显示,调查点的 NDVI 值在一年中呈现出明显的季节性变化,与林下绿叶植被盖度季节性变化趋势一致。总体上,NDVI 值在冬季较低,在夏季达到最高峰,然后在秋季再次下降。NDVI 值在 1 月和 12 月相对较低,这些月份植被覆盖较少或植被生长较弱。

夏季月份(特别是 6 月和 7 月)NDVI 值较高,表明植被生长旺盛。置信区间在 10 月较宽,表明植被覆盖

状况有较大波动,可能受到不同环境条件或气候变化的影响。

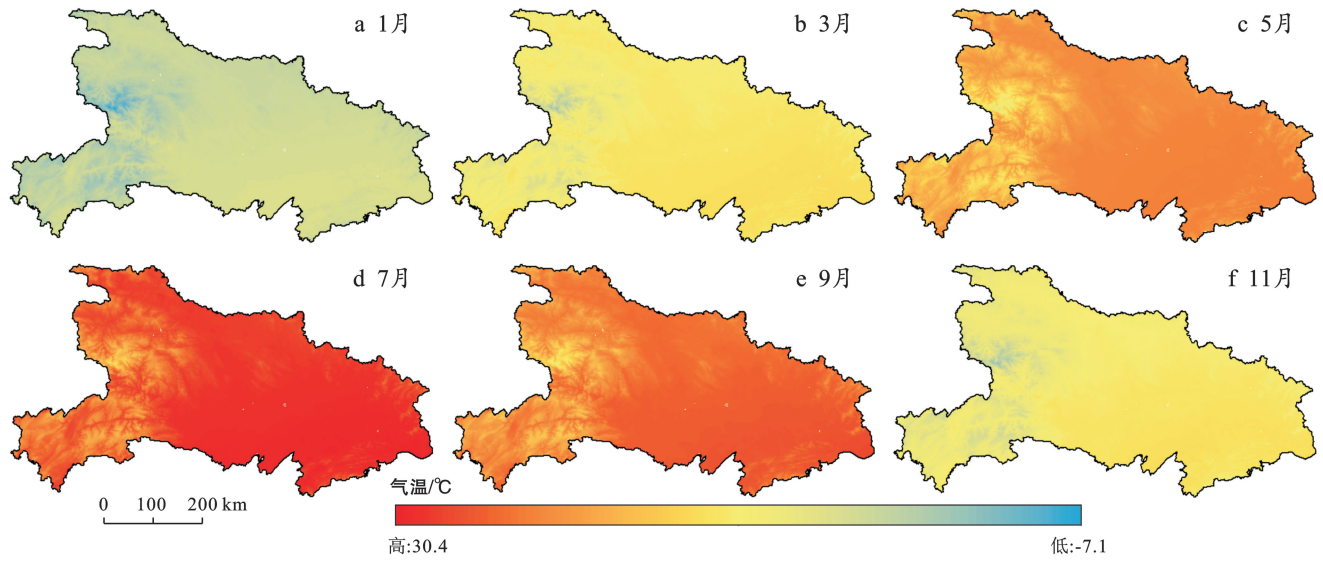


图 8 湖北省 2022 年月均气温分布

Fig.8 Monthly mean temperature distribution in Hubei Province in 2022

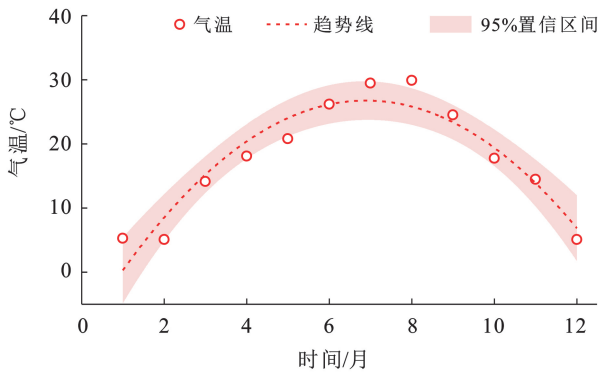


图 9 2022 年 28 个调查样点月均气温变化情况

Fig.9 Change of monthly mean temperature at 28 samples in 2022

3.2.5 人口分布 湖北省的人口分布呈现出明显的东南密集、西北稀疏的格局(图 12)。东南部平原地区人口密集,经济较为发达,而西北部山区地形复杂、交通不便,导致人口分布较为稀疏。在湖北省东南部人口密集区,NDVI 值通常较低,反映了城市化和工业化对植被覆盖的影响。相反,在西北部和山区,人口密度低,NDVI 值较高,显示出植被覆盖较为完好。林下绿叶植被盖度与 NDVI 关系密切,不同调查点的林下绿叶植被盖度同样受人口分布的影响。

3.2.6 人类活动等相关因子 样点的林下绿叶植被盖度与其附近的土地利用/土地覆盖类型相关。通过湖北省土地利用/土地覆盖空间分布图(图 13)和调查点的土地利用/土地覆盖数据叠加调查点位置可

知,调查点及其附近的土地利用类型以林地为主。此外,基于开放街道地图数据集(open street map, OSM)数据,获取了湖北省路网和水体的空间分布数据,并计算了调查样点距离道路与水体的距离。该数据集包括全球范围内的地理信息,涵盖多种类型的空间数据和属性数据。路网数据主要可分为高速公路、国道、省道、县道和乡道 5 种道路,距调查点最近的道路一般为乡道和县道,少量靠近城市的调查点距离最近的道路为高速公路和城市内部的未分类道路。水体附近的土壤通常具有较高的水分含量和肥力,同时由于水体的微气候调节作用,植被能够在相对稳定的环境中生长。此外,水体周边较高的生物多样性也促进了植被的繁茂。因此,选择调查样点距最近水体的距离、距最近道路的距离、土地利用类型作为对林下绿叶植被盖度的驱动因子。

3.3 林下绿叶植被盖度的关键驱动因子分析

将林下绿叶植被盖度作为因变量,上述 12 种时空驱动因子作为自变量,分别使用多元线性回归、支持向量机回归、决策树回归和随机森林回归 4 种方法构建预测模型(表 5,图 14)。

模型计算结果表明,随机森林回归模型结果最好,在平均绝对误差(MAE)方面为 8.23,均方误差(MSE)为 122.51,均方根误差(RMSE)为 11.07,决定系数(R^2)达到 0.73。其次是决策树回归模型,其模拟结果的 MAE, MSE 和 RMSE 指标分别为 10.71, 234.98 和 15.33,其 R^2 为 0.48,仅次于随机森林回归

模型。相比之下,多元线性回归模型和支持向量机回归模型的表现较为一般, R^2 分别为 0.40,0.36。随机森林在预测林下绿叶植被盖度的精度和模型拟合能力上明显优于其他 3 种方法,这与其每棵决策树独立输入样本进行回归预测的特点相关,这种特性能较好地捕捉林下绿叶植被盖度变化的复杂性。相较于

单一决策树,随机森林能够显著提高预测精度,且对于多元共线性、缺失数据以及数据非平衡情况表现出较强的鲁棒性。该结果与马楠等^[29]对新疆植被覆盖变化的驱动机理建模研究结论相符合,同时 Raj 等^[30]的研究结果同样证明随机森林模型在预测植被状况方面的优越性。

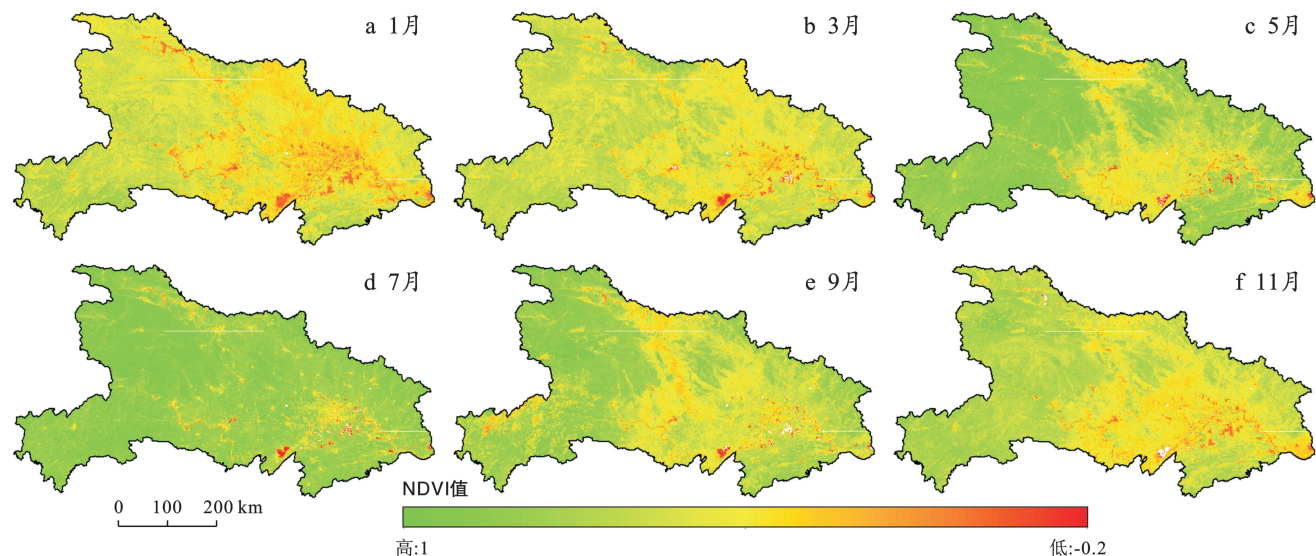


图 10 湖北省 2022 年月均 NDVI 分布

Fig.10 Monthly NDVI distribution in Hubei Province in 2022

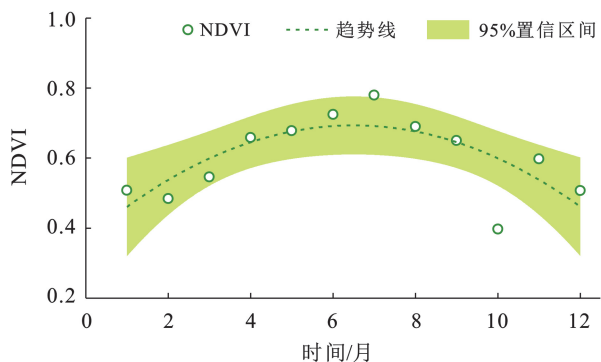


图 11 2022 年调查样点月均 NDVI 变化情况

Fig.11 Change of monthly mean NDVI at 28 samples in 2022

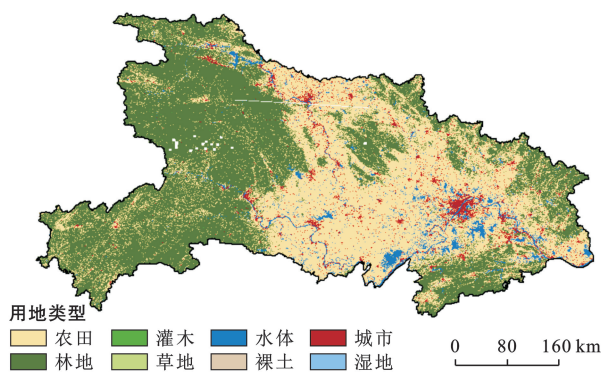


图 13 湖北省 2022 年土地利用/土地覆盖分布

Fig.13 Land use/land cover distribution of Hubei Province in 2022

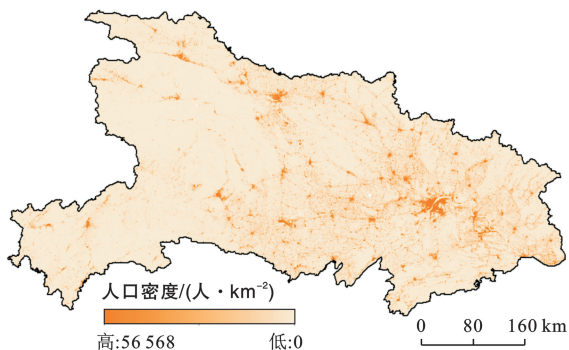


图 12 湖北省 2022 年人口数量分布

Fig.12 Population distribution of Hubei Province in 2022

表 5 不同机器学习预测模型评估指标结果

Table 5 Results of evaluation indicators of different machine learning prediction models

模型	MAE	MSE	RMSE	R^2
多元线性回归模型	12.57	270.61	16.45	0.40
支持向量机回归模型	12.32	288.03	16.97	0.36
决策树回归模型	10.71	234.98	15.33	0.48
随机森林回归模型	8.23	122.51	11.07	0.73

注:MAE 为平均绝对误差; MSE 为均方误差; RMSE 为均方根误差; R^2 为决定系数。

选取模型精度最好的随机森林回归模型进行特征重要性分析(图 15)。结果表明,同期气温是最主要的

驱动因子,其次是 NDVI 和过去 1 个月的降水量。其他驱动因子依次为高程、坡度、纬度、人口数量、最近水体距离、植被类型、经度、最近道路距离和 LULC。相比之下,最近道路距离和 LULC 对林下绿叶植被盖度的影响最小。NDVI(归一化植被指数)作为主要驱动因子,反映了植被覆盖和生长状况对林下绿叶植被盖度的显著影响,这与已有的生态学研究结果相符。同时,气候因子(如同期气温和滞后降水量)的重要性进一步证明了气候因素对林下植被盖度的重要作用。

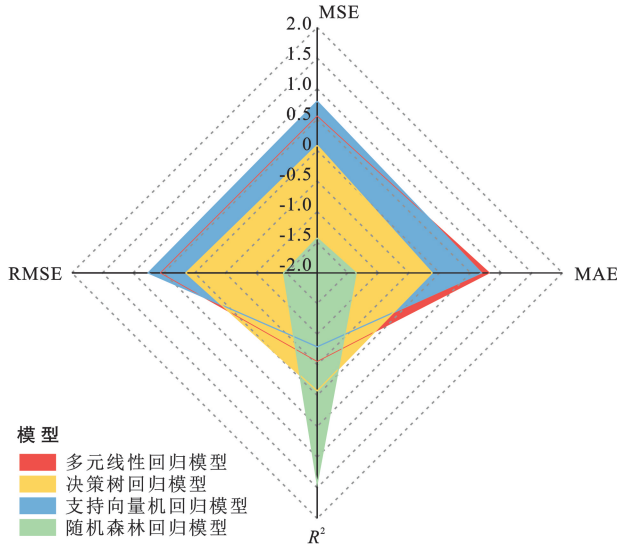


图 14 不同机器学习预测模型评估指标(Z-score 标准化)
Fig.14 Evaluation indicators of different machine learning predictive models (Z-Score standardization)

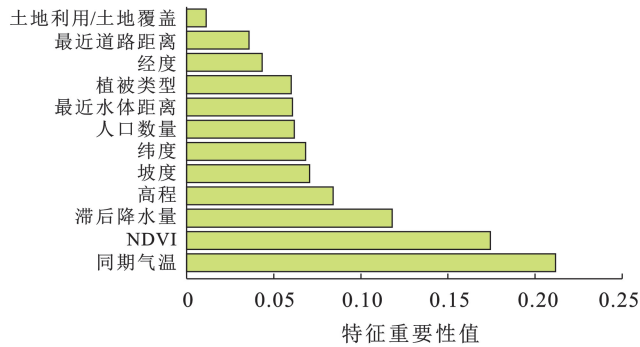


图 15 随机森林特征重要性
Fig.15 Importance of random forest features

4 结论

湖北省林下枯落物盖度和林下绿叶植被盖度均表现出显著的季节性波动,且不同树种和植被类型之间存在明显差异。随机森林模型在预测林下绿叶植被盖度时表现最佳,其特征重要性分析进一步确认了驱动林下绿叶植被盖度最强的 3 个因子分别为同期气温、NDVI 和滞后降水量。降水量和气温作为主要的气候因子,对林下绿叶植被盖度的变化具有重要影

响,同时降水量对林下绿叶植被盖度的影响具有一定的滞后效应(滞后 1 个月,即前 1 个月的降雨量对本月的林下绿叶植被盖度影响最大)。本研究结果可为进一步理解林下植被动态及其响应机制提供科学依据,同时为植被管理与保护提供理论参考。

参考文献 (References)

- [1] 郑城,程岚,牛俊文,等.浙江省林下植被盖度时空变化研究[J].水利规划与设计,2023(2):64-70.
Zheng Cheng, Cheng Lan, Niu Junwen, et al. Temporal and spatial variation of understory vegetation coverage in Zhejiang Province [J]. Water Resources Planning and Design, 2023(2):64-70.
- [2] Venier L A, Swystun T, Mazerolle M J, et al. Modeling vegetation understory cover using LiDAR metrics [J]. PLoS One, 2019,14(11):e0220096.
- [3] Nilsson M C, Wardle D A. Understory vegetation as a forest ecosystem driver: Evidence from the Northern Swedish boreal forest [J]. Frontiers in Ecology and the Environment, 2005,3(8):421-428.
- [4] Law B E, Waring R H. Remote sensing of leaf area index and radiation intercepted by understory vegetation [J]. Ecological Applications, 1994,4(2):272-279.
- [5] 焦桐,刘荣高,刘洋,等.林下植被遥感反演研究进展[J].地球信息科学学报,2014,16(4):602-608.
Jiao Tong, Liu Ronggao, Liu Yang, et al. The progress of forest understory retrieval from remote sensing [J]. Journal of Geo-Information Science, 2014,16(4):602-608.
- [6] 丁松,应学亮,吕丹,等.赣南飞播马尾松林下植被盖度对土壤质量的影响[J].水土保持研究,2014,21(3):31-36.
Ding Song, Ying Xueliang, Lü Dan, et al. Effects of understory vegetation coverage on soil quality of aerial seeding pinus massoniana stands in south of Jiangxi Province [J]. Research of Soil and Water Conservation, 2014,21(3):31-36.
- [7] Nearing M A, Jetten V, Baffaut C, et al. Modeling response of soil erosion and runoff to changes in precipitation and cover [J]. CATENA, 2005,61(2/3):131-154.
- [8] Han Chunming, Liu Jia, Ding Yixing, et al. Recognition of area without understory vegetation based on the RGB-UAV ultra-high resolution images in red soil erosion area [J]. Remote Sensing, 2023,15(5):1470.
- [9] Légaré S, Bergeron Y, Leduc A, et al. Comparison of the understory vegetation in boreal forest types of south-west Quebec [J]. Canadian Journal of Botany, 2001,79(9):1019-1027.
- [10] Hart S A, Chen H Y H. Understory vegetation dynamics of North American boreal forests [J]. Critical Reviews in Plant Sciences, 2006,25(4):381-397.
- [11] Li Linyuan, Chen Jun, Mu Xihan, et al. Quantifying

- understory and overstory vegetation cover using UAV-based RGB imagery in forest plantation [J]. *Remote Sensing*, 2020,12(2):298.
- [12] Wing B M, Ritchie M W, Boston K, et al. Prediction of understory vegetation cover with airborne lidar in an interior ponderosa pine forest [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012,124:730-741.
- [13] Vartanian M, Nijland W, Coops N C, et al. Assessing the impact of field of view on monitoring understory and overstory phenology using digital repeat photography [J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2014,40(2):85-91.
- [14] Hillman S, Wallace L, Reinke K, et al. A method for validating the structural completeness of understory vegetation models captured with 3D remote sensing [J]. *Remote Sensing*, 2019,11(18):2118.
- [15] Chianucci F, Cutini A, Corona P, et al. Estimation of leaf area index in understory deciduous trees using digital photography [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2014,198:259-264.
- [16] Deng Jiaojiao, Fang Shuai, Fang Xiangmin, et al. Forest understory vegetation study: Current status and future trends [J]. *Forestry Research*, 2023,3:6.
- [17] Augusto L, Dupouey J L, Ranger J. Effects of tree species on understory vegetation and environmental conditions in temperate forests [J]. *Annals of Forest Science*, 2003,60(8):823-831.
- [18] Barbier S, Gosselin F, Balandier P. Influence of tree species on understory vegetation diversity and mechanisms involved: A critical review for temperate and boreal forests [J]. *Forest Ecology and Management*, 2008,254(1):1-15.
- [19] 王惠文,孟洁.多元线性回归的预测建模方法[J].*北京航空航天大学学报*,2007,33(4):500-504.
Wang Huiwen, Meng Jie. Predictive modeling on multivariate linear regression [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2007,33(4):500-504.
- [20] Uyanlk G K, Güler N. A study on multiple linear regression analysis [J]. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 2013,106:234-240.
- [21] Brereton R G, Lloyd G R. Support vector machines for classification and regression [J]. *Analyst*, 2010,135(2):230-267.
- [22] 刘勇洪,牛铮,王长耀.基于 MODIS 数据的决策树分类方法研究与应用[J].*遥感学报*,2005,9(4):405-412.
Liu Yonghong, Niu Zheng, Wang Changyao. Research and application of the decision tree classification using MODIS data [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2005,9(4):405-412.
- [23] 杜续,冯景瑜,吕少卿,等.基于随机森林回归分析的 PM_{2.5} 浓度预测模型[J].*电信科学*,2017,33(7):66-75.
Du Xu, Feng Jingyu, Lv Shaoqing, et al. PM_{2.5} concentration prediction model based on random forest regression analysis [J]. *Telecommunications Science*, 2017,33(7):66-75.
- [24] Smith P F, Ganesh S, Liu Ping. A comparison of random forest regression and multiple linear regression for prediction in neuroscience [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2013,220(1):85-91.
- [25] 张文强,罗格平,郑宏伟,等.基于随机森林模型的内陆干旱区植被指数变化与驱动力分析:以北天山北坡中段为例[J].*植物生态学报*,2020,44(11):1113-1126.
Zhang Wenqiang, Luo Geping, Zheng Hongwei, et al. Analysis of vegetation index changes and driving forces in inland arid areas based on random forest model: A case study of the middle part of northern slope of the North Tianshan Mountains [J]. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 2020,44(11):1113-1126.
- [26] 赵芳,欧阳勋志.飞播马尾松林林下植被盖度与环境因子的关系[J].*应用生态学报*,2015,26(4):1071-1076.
Zhao Fang, Ouyang Xunzhi. Relationships between understory vegetation coverage and environmental factors in *Pinus massoniana* plantations from aerial seeding [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2015,26(4):1071-1076.
- [27] 毕馨予,刘晓静,马东来,等.辽宁省植被 NDVI 对气候因子的滞后响应研究[J].*中国农业资源与区划*,2021,42(10):233-244.
Bi Xinyu, Liu Xiaojing, Ma Donglai, et al. Lag response of vegetation NDVI to climate factors in Liaoning Province [J]. *Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning*, 2021,42(10):233-244.
- [28] 徐凯健,曾宏达,张仲德,等.亚热带福建省森林生长季与气温、降水相关性的遥感分析[J].*地球信息科学学报*,2015,17(10):1249-1259.
Xu Kaijian, Zeng Hongda, Zhang Zhongde, et al. Relating forest phenology to temperature and precipitation in the subtropical region of Fujian based on time-series MODIS-NDVI [J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2015,17(10):1249-1259.
- [29] 马楠,蔡朝朝,白涛.基于机器学习的新疆植被覆盖变化及其影响因子之间的关系[J].*湖北农业科学*,2024,63(8):216-222.
Ma Nan, Cai Zhaozhao, Bai Tao. The relationship between vegetation cover change and its influencing factors in Xinjiang based on machine learning [J]. *Hubei Agricultural Sciences*, 2024,63(8):216-222.
- [30] Raj D K, Gopikrishnan T. Machine learning models for predicting vegetation conditions in Mahanadi River basin [J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2023,195(12):1401.