

文章编号: 1001-1749(2023)02-0260-07

基于 GBRT 模型的长白山净初级生产力的驱动力研究

王诗洋

(32023 部队,大连 116023)

摘要: 净初级生产力(Net Primary Productivity, NPP)是能够反映森林固碳能力的主要生态系统功能,这里通过 CASA (Carnegie-Ames-Stanford approach) 模型反演估算 NPP,进而探究人类活动变化下的驱动因素影响。研究对长白山自然保护区(CMNR)内、保护区外部(周边林业局区域) 1985年—2015年期间的 Landsat 遥感影像数据进行分类,利用 Arcgis 进行制图展示,并利用 python 实现机器学习算法的梯度提升回归树模型(Gradient Boosted Regression Trees, GBRT)分析气候、景观和地形因子等对 NPP 的相对重要性。结果表明:①保护区外部 NPP 从 1985 年的均值 $78.36 \text{ g C/m}^2 \cdot \text{a}$ 持续增长至 2015 年均值 $106.15 \text{ g C/m}^2 \cdot \text{a}$,保护区外部的森林破碎化大于保护区内部;②在保护区内、外,归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)作为量化植被特性的敏感指数,在 1985 年—2015 年期间对 NPP 具有最重要影响,并与 NPP 呈显著正相关;③随着天然林保护工程(NFPP)一期实施,保护区内部的 NPP 受气候因子影响增大,保护区外部的 NPP 受到 NDVI 影响增大且 NPP 在保护区外部受到景观、地形因子的影响大于保护区内部,而降水量在保护区内、外均能促进 NPP 增长。在保护区外部,影响 NPP 的景观类因子主要从森林破碎化转换为森林聚集度等,森林破碎化的降低、聚集度的增长有利于提升 NPP,结果显示了天保工程实施过程对提升植被 NPP 的影响。

关键词: 长白山; GBRT; 净初级生产力; 遥感

中图分类号: P 237 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-1749.2023.02.15

0 引言

森林提供了生态系统的碳封存服务,将大气中的二氧化碳中的碳结合到生物量中^[1]。土地利用模式和森林管理的变化可能对整个温带区域的碳汇造成较大影响^[2]。净初级生产 NPP,是单位时间内生物通过光合作用所吸收的碳除植物自身呼吸的碳损耗所剩的部分。天然林是森林生态系统的重要组成部分,因此对天然林的净初级生产力的驱动因素的

了解对于全面理解人类活动至关重要,同时 NPP 也是重要森林生态系统功能。

气候通常作为影响 NPP 变化的主导因素^[3-4],有研究表明 NPP 除了受到降水因素影响,也与温度等具有某种联系^[5-8]。考虑到人类对碳变化的干扰,有必要关注森林景观变化的影响。有研究显示了人类活动对 NPP 的影响^[9-10],受人类活动甚至其他生态过程影响和改变了景观格局^[11],景观格局指数被用来描述有价值的生态格局^[12]。因此分析景观格局与空间配置对 NPP 的影响,探讨 NPP 对

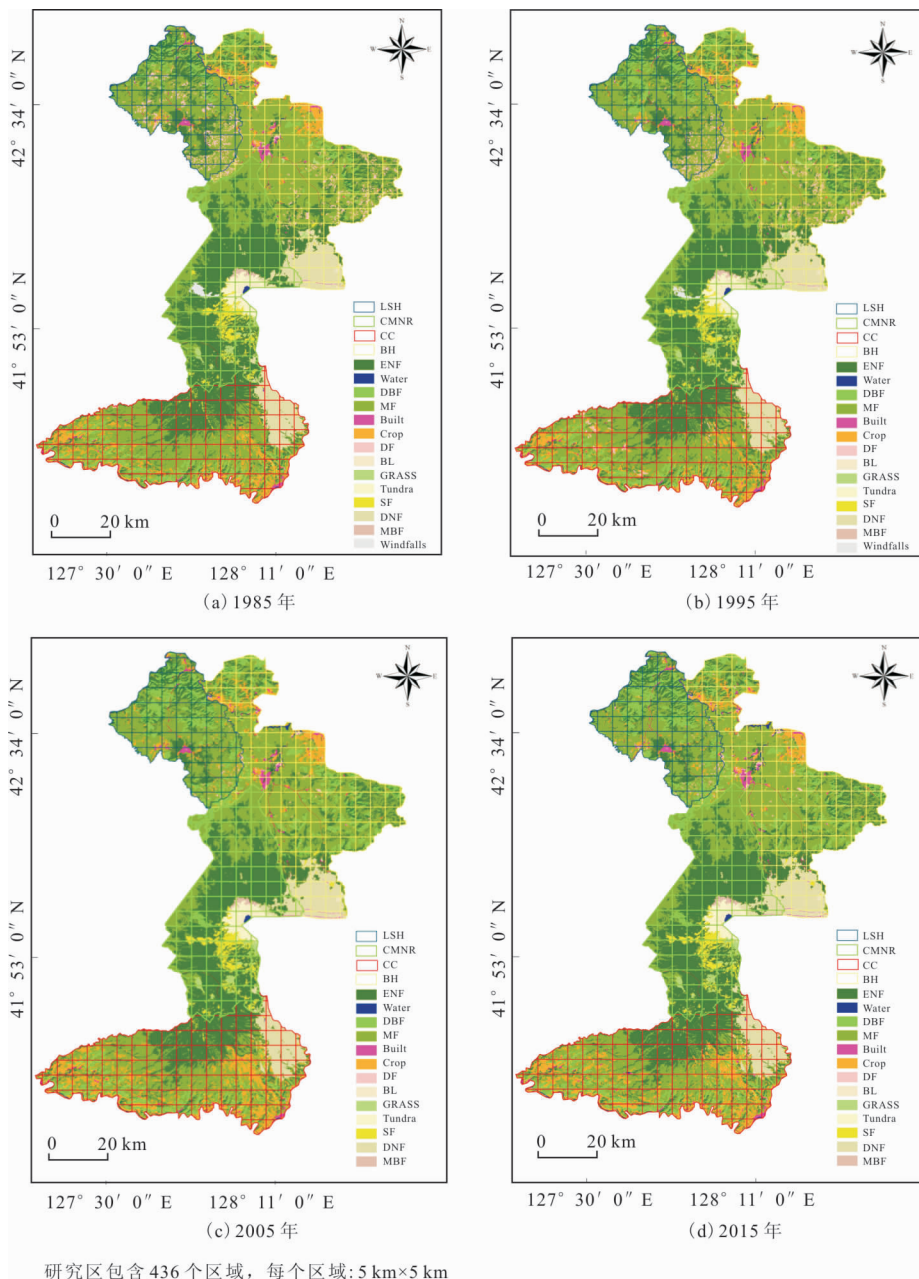


图 1 研究区四年的土地分类图

Fig. 1 Land cover classification of the study region

人类活动变化的响应具有重要意义。研究气候、地形因子和景观配置等影响因子的变化及其对森林生态系统服务的影响,有助于为评估人类活动的影响提供指导和建议。

长白山国家级自然保护区以原始森林生态系统为主^[13],周边林业局或多或少受到人为干扰。中国从 2000 年开始实施天然林保护工程(NFPP),第一期到 2010 年完成,第二期到 2020 年完成。天然林保护计划(NFPP)促进了森林生态质量的提高,增加了森林生态系统的碳储量^[14]。气候条件被证

明是对 NPP 的直接和间接影响的关键决定因素^[15]。长白山温带森林碳储量随海拔高度变化较大^[16],长白山地区天然林的 NPP 及其对驱动因素的响应对森林保护和经营的发展具有重要意义。因此,有必要进一步分析保护实施下长白山 NPP 的驱动因素(气候、地形和景观配置)。有研究利用增强回归树(BRT, Boosted regression tree)进行了林分初始生物量和土壤养分等因子对生产力的相对贡献的计算^[17]。梯度提升回归树(GBRT)是精确和有效的机器学习算法,可以用于多种领域以解决回归、

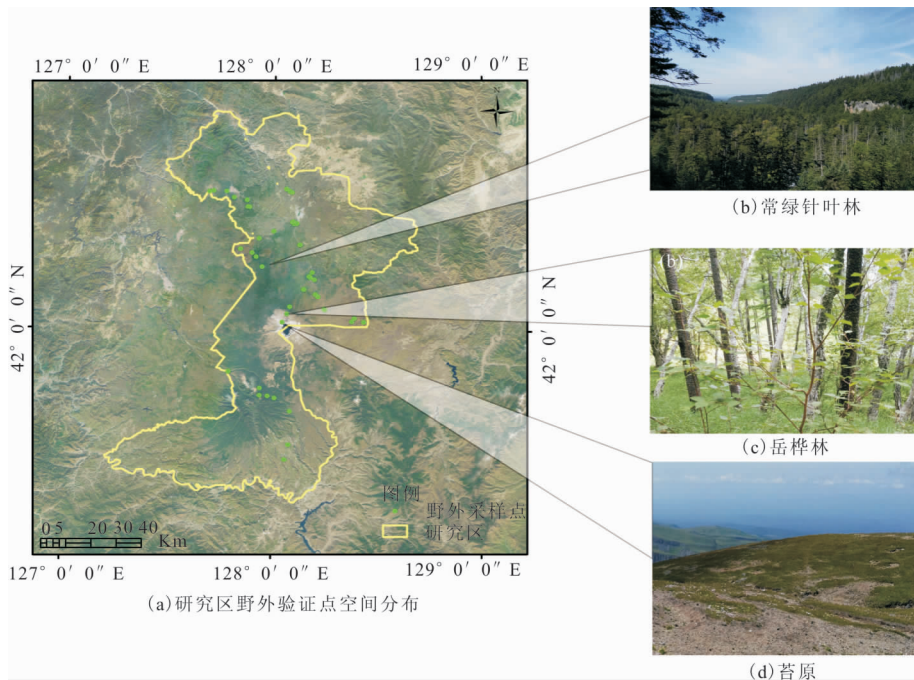


图2 野外验证点空间分布图

Fig. 2 Spatial distribution map of field verification samples

分类和预测等问题^[18]。本研究的目标是：①通过梯度提升回归树(GBRT)模型探讨长白山自1985年至2015年影响NPP的驱动因子有哪些；②分析1985年至2015年期间长白山自然保护区及周边林业局的各类型驱动因子如何影响净初级生产力。

1 数据和方法

1.1 研究区

研究区位于中国吉林省东南部的长白山地区(41°20'N~42°50'N和126°50'E~129°00'E),包括长白山国家级自然保护区(CMNR)和保护区外部。其中保护区外部的区域有:露水河(LSH)、白河(BH)和长白县(CC)三个林业局,面积约为 $5.9 \times 10^3 \text{ km}^2$ (图1)。长白山保护区的面积约为 $19.5 \times 10^2 \text{ km}^2$,具有明显的垂直气候变化带谱特征,年平均气温为 3°C ,年平均降水量在700 mm~1400 mm之间。长白山保护区自1960年成立,于1986年成为国家级自然保护区。位于长白山主峰的长白山天池海拔2189.1 m,由火山口逐年演变积水形成,长白山自然保护区内植物资源丰富,包含亚热带、温带、亚寒带等植被类型,其植被生长季节通常从4月下旬开始,10月初结束。

1.2 数据准备

影像数据来自美国地质调查局USGS(United

States Geological Survey)选取了1985年、1995年、2005年和2015年覆盖长白山整个地区的多光谱遥感影像,1985年、1995年、2005年、2015年这几年作为长白山地区天保工程实施的不同阶段。土地覆被结果由Landsat影像(1985年、1995年、2005年、2015年)使用eCognition软件提取得到,利用eCognition Developer作为分类工具进行图像分割和目视解译后,得到研究区1985年—2015年土地覆盖分类结果见利用Arcgis制图(图1)。其中土地覆被类型如下:落叶阔叶林(DBF)、落叶松林(DNF)、常绿针叶林(ENF)、岳桦林(MBF)、水体(Water)、苔原(tundra)、疏林(SF)、针阔混交林(MF)、裸地(BL)、草地(GRASS)、风倒区(Windfalls)、农田(Crop)、建设用地(Built)和采伐迹地/幼林(DF)。通过利用高分辨率的谷歌影像的随机验证点和地面调查样本,验证分类结果的准确性。其中野外地面调查基本包括整个研究区,野外采样点的位置如图2所示。

通过分析可得,1985年、2015年保护区内针阔混交林(MF)覆盖面积占总体分别达到22.62%、22.57%,1985年、2015年保护区内常绿针叶林(ENF)覆盖面积分别达到57.35%、56.77%。将分类所得矢量结果转化为栅格数据并利用Fragstats分析景观格局,景观格局因子分别选取并计算聚集度指数Aggregation(包括聚集度AI,斑块密度PD)、面积边缘指数Area-edge(包括斑块面积

AREA_MN, 边缘密度 ED)、形状指数 Shape (包括蔓延度 CONTIG_AM, 分维度 FRAC_AM) 和密度指数 Diversity (包括香农多样性 SHDI, 斑块丰富度密度 PRD) 变量因子。对于聚集度指数、面积边缘指数、形状指数的变量, 分别计算其景观以及类别水平的指数值, 类别水平中选取重要类别有针阔混交林(MF)、常绿针叶林(ENF)、农田(CROP) 三种地物类别, 主要依据土地分类结果。

这里所用的驱动因子包括气候数据、地形、景观因子、归一化植被指数(NDVI) 等数据及相关公式见表 1。研究使用的气候数据提供的中国气象驱动数据集(<http://westdc.westgis.ac.cn/data>) 和中国气象数据共享服务系统(<http://data.cma.cn>), 其中中国气象数据共享服务系统提供的中国地面气候月数据集主要包括靖宇、东港、松江、天池、临江、长白、和龙、二道等气象站。通过克里格插值、投影栅格、掩膜提取等步骤处理气象数据进而得到研究所需的气候数据的栅格影像。

利用气候因子、地物分类结果等数据通过 CASA 模型估算研究区年均 NPP 值(表 1), 得到 1985 年—2015 年的 NPP 反演的栅格数据, 相关模型的植被具体参数见参考文献[19]。MOD17A3 数据产品被应用于进行植被 NPP 的相关研究, 其数据产品通过 Biome-BGC 计算得到, 相应的质量控制文件 NPP_QC 表明了数据具有较高精度[20]。为验证本文通过 CASA 估算 NPP 值的准确性, 在研究区内对 MOD17A3 随机分配采样点进行验证, 每个点分别代表 2005 年—2015 年的 NPP。通过与整个研究区域的 MOD17A3 NPP 数据的比较, 利用其散点图进行线性回归对本文的 NPP 反演精度进行了验证, 验证精度结果如图 3 所示, $R^2 = 0.57$, $P < 0.01$, 结果表明本文 NPP 反演精度具有可靠性。

为进行数据分析, 在 1985 年、1995 年、2005 年、2015 年的这四个时间段对整个研究区域的土地分类数据、NPP 反演数据、地形、气候因子、NDVI 等的栅格数据结果分别利用 ArcGIS 进行格网化。在研究区中为便于统计每个格网内各个指标样本, 所划分的格网面积为 25 km^2 , 对每个格网内进行均值计算进而得到样本数据, 如图 1 所示。

1.3 梯度提升回归树模型

在梯度提升回归树(GBRT)模型中, 主要应用梯度提升回归(GradientBoostingRegressor) 功能, 笔者选择的预测变量包括景观格局、气候、地形因子

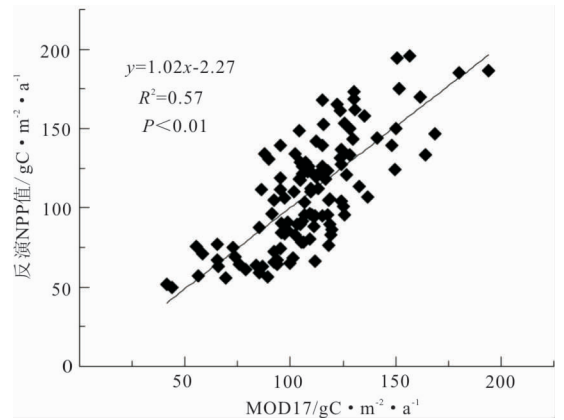


图 3 利用 MOD17 验证 NPP 反演精度

Fig. 3 NPP estimation accuracy verified by MOD17

和归一化植被指数(NDVI)。气候资料包括降水、温度、下行短波辐射。这些数据来源于中国气象驱动数据集。选择的地形数据包括坡度、高程、坡向。利用 GBRT[21] 分别计算驱动因子的相对重要性, 能够有效提高精度, 而通过 GBRT 模型对 NPP 进行的驱动因子研究相对较少。为了探索人类活动下森林碳的影响机制, 对长白山地区近 30 年的 NPP 进行了估算, 将各类驱动因子(景观格局、气候、地形因子和 NDVI), 均作为 GBRT 的预测变量。

为分析 GBRT 模型的几种预测变量即驱动因子的影响, 在 1985 年、1995 年、2005 年、2015 年的这四个时间段对整个研究区域利用 ArcGIS 进行了格网化, 其格网样本分别为 131 个(白河 BH)、111 个(长白山保护区 CMNR)、70 个(露水河 LSH)、124 个(长白县 CC)(图 1)。笔者针对 GBRT 模型的实现主要通过 Anaconda3 的 Jupyter notebook, 模型程序编写主要利用 python 语言完成, 用 pyc-harm 也可以运行。通过 OriginPro 对模型得到的各类型因子的相对贡献率进行绘制实现可视化。

模型通过使用 GBRT 寻找模型的参数, 分别整理提取长白山保护区内部以及长白山保护区外部区域(BH、LSH、CC 林业局区域)内的各类型驱动因子(气象因子、地形因子、景观因子、NDVI) 作为模型统计样本, 分别将得到的统计样本放入 GBRT 模型中进行寻参, 得到的参数类别见表 2, 模型初始设置参数为 $n_estimators = 100$, $learning_rate = 0.1$, $max_depth = 1$, $random_state = 0$, $loss = 'ls'$, $min_weight_fraction_leaf = 0.6$, 利用寻参获得的表 2 中的各项参数, 代入 GBRT 模型计算各驱动因子的贡献率。同时, 为显示 GBRT 模型过程中的各类型因子的具体响应情况, 通过 Jupyter notebook 运行 py-

表 1 气候、景观、地形、土地分类、净初级生产力、NDVI 等数据
Tab. 1 Climate, landscape, terrain data, land cover classification, NPP and NDVI in the study

	数据描述	数据来源	单位	物理含义
气候数据	近地面气温	(1985 年—2015 年) 中国气象驱动数据集	K	瞬时近地面 (2 m) 气温
	地表气压		Pa	瞬时地表气压
	近地面空气比湿		kg/kg	瞬时近地面空气比湿
	向下短波辐射		W/m^2	3 小时平均 (-1.5 hr ~ +1.5 hr) 向下短波辐射
	降水率		Mm/hr	3 小时平均 (-3.0 hr ~ 0.0 hr) 降水率
	中国地面气象数据	(1985 年—2015 年) 中国气象数据共享服务系统		降水, 气压, 平均气温, 日照等
地形数据	坡度 Aspect	SRTM (Shuttle Radar Topography Mission)		30m DEM 提取的地面坡度
	高程 Elevation			30m DEM 提取的地面高程
	坡向 Slope			30m DEM 提取的地面坡向
景观因子	聚集度指数 Aggregation index (AI)			景观聚集程度
	斑块密度 Patch density (PD)		n/100 hm ²	景观聚集性、破碎化和异质性
	斑块面积 Mean patch area (AREA_MN)		hm ²	景观破碎化程度
	边缘密度 Edge density (ED)		m/hm ²	景观破碎化程度
	蔓延度指数 Contiguity index (CONTIG_AM)	1985 年—2015 年		景观形状、空间连通性
	分维度指数 Fractal dimension index (FRAC_AM)			景观形状、形状复杂性
	香农多样性指数 Shannon's diversity index (SHDI)			景观多样性、景观异质性
	斑块丰富度密度 Patch richness density (PRD)		n/100 hm ²	景观多样性
净初级生产力	MOD17A3	2005 年, 2015 年	kgC/m ² · a	MODIS/Terra NPP 产品 (L4 Global 500-m SIN Grid V006) $NPP(x, t) = APAR(x, t) \times \epsilon(x, t)$ APAR(x, t) 为像元 x 在 t 月份接受的太阳光合有效辐射 (单位: MJ/m ²), $\epsilon(x, t)$ 为像元 x 在 t 月份的实际光能利用率
	年均净初级生产力	1985 年—2015 年	gC/m ² · a	
土地分类	30 m 土地分类结果	1985 年—2015 年		面向对象的分类
NDVI	归一化植被指数	1985 年—2015 年		$(NIR - R) / (NIR + R)$, NIR 为近红外波段, R 为红光波段

表 2 模型主要参数
Tab. 2 Details of model parameters

模型参数	数据类型	参数描述
Alpha	float	损失函数为 huber 或 quantile 时, alpha 为损失函数中的参数
Criterion	string	划分特征
Init	BaseEstimator, None	初始子模型
Learning_rate	float	学习率(缩减)
Loss	'ls','lad','huber','quantile'	损失函数,'lad'(最小绝对偏差)是仅基于输入变量的订单信息的高度可靠的损失函数。'huber'是两者的结合。'ls'是指最小二乘回归。
Max_depth	integer	最大深度,如果 max_leaf_nodes 参数指定,则忽略
Max_features	int, float, string or None	节点分裂时参与判断的最大特征数
Max_leaf_nodes	int or None	最大叶节点数
Min_impurity_split	float	停止划分的阈值
Min_samples_leaf	int, float	叶节点最小样本数
Min_samples_split	int, float	分割内部节点所需的最小样本数
Min_weight_fraction_leaf	float	叶节点最小样本权重总值
N_estimators	int	子模型的数量
Presort	bool or 'auto'	是否预排序,预排序可以加速查找最佳分裂点
Random_state	int, RandomState instance or None	随机器对象
Subsample	float	子采样率
Verbose	Int	日志冗长度
Warm_start	Bool	是否热启动,如果是,则下一次训练是以追加树的形式进行

thon 程序,绘制部分依赖图将各变量因子影响情况分别进行体现。部分依赖图(Partial Dependence Plot)显示了具体特征对机器学习模型的预测结果的边际效应^[21]。笔者利用部分依赖图进行可视化,探讨研究目标与各影响因子之间的关系。其中部分依赖图能够分别显示特征如何影响模型预测的,同时进行了交叉验证以保证精度。

2 结果与讨论

2.1 影响 CMNR 与周边林业局 NPP 的驱动因子

计算 1985 年—2015 年期间的保护区内外 NPP 及各类型影响因子在所有样本区域内的均值,如表 3 所示。对 1985 年—2015 年期间保护区内外的 NPP 及气候因子、地形因子、景观因子的均值进行比较。较为明显的,在保护区外部的 NPP 均值随时间从 1985 年—2015 年的变化持续增长,从 78.36 gC/m²·a 增长至 106.15 gC/m²·a。气候因子中包括降水量、近地面气温及向下短波辐射。地形因子包含坡度、高程及坡向。景观因子包含主要的聚集度指数、面积指数、形状指数及多样性指数。其中

PD 指数明显地区分了保护区内外,保护区外的 PD 值均大于保护区内,且 AI 值在保护区外部也相应的小于保护区内部,表明保护区外部的景观破碎化程度较大。另外,ED 值在保护区外部均大于内部,也一定程度地表明了保护区外部的景观破碎化程度较大。对于 SHDI 及 PRD 的两种多样性指数在保护区外部均大于保护区内部,但在 1985 年—2015 年几乎无变化。综上,保护区外部的景观破碎化程度较大,景观多样性在保护区外部均大于保护区内部。

2.2 保护区内和保护区外影响 NPP 的驱动因子贡献率

为探究 NPP 在 1985 年—2015 不同年份当中的变化过程,本文利用 GBRT 模型对影响 NPP 的各驱动因子变量进行分析。1985 年—2015 年 CMNR 内部,各类型因子的相对重要性如图 4 所示。在 CMNR 内部区域,从 1985 年—2005 年期间,NDVI 均大于气候因子整体的贡献率。在 2005 年气候因子与 NDVI 的贡献率分别为 35.65% 及 38.88%,在 2015 年气候因子大于 NDVI 因子贡献率。2005 年较 1995 年,NDVI 的相对贡献率减少了 33.09%,在此期间,气候因子的相对贡献率增

表 3 净初级生产力及预测变量的描述性统计
Tab. 3 Descriptive statistics of net primary productivity and predictive variables

驱动因子指数	变量名称	单位	1985 年	1995 年	2005 年	2015 年	
			(保护区内/外) 均值	(保护区内/外) 均值	(保护区内/外) 均值	(保护区内/外) 均值	
净初级生产力	NPP	NPP	gC/m ² · a	106.89/78.36	93.10/83.11	107.96/94.93	89.36/106.15
气候因子 Climate	降雨量	PREC	Pa	116.68/68.38	110.66/62.32	65.94/36.38	79.38/76.58
	近地面气温	TEMP	K	8.85/10.39	8.74/10.53	11.25/12.59	9.18/11.79
	向下短波辐射	SRAD	W/m ²	425.07/425.12	415.65/432.14	445.86/451.21	426.45/425.98
地形因子 Terrain	坡度	SLOPE		7.79/9.49	7.79/9.49	7.79/9.49	7.79/9.49
	高程	ELEVATION		1301.94/882.73	1301.94/882.73	1301.94/882.73	1301.94/882.73
	坡向	ASPECT		178.33/178.65	178.33/178.65	178.33/178.65	178.33/178.65
景观因子 (MF, ENF, CROP)	聚集度 Aggregation	AI,		98.92/98.27,	98.88/98.27,	98.87/98.14,	98.86/98.19,
		AI_MF,		97.90/98.08,	97.84/98.16,	97.90/97.92,	97.95/97.98,
		AI_ENF,		98.64/97.17,	98.70/97.23,	98.67/97.21,	98.66/97.16,
	PD		96.22	96.23	96.30	96.45	
	PD_MF	n/100	1.43/2.99,	1.55/3.38,	1.69/3.87,	1.58/3.57,	
	PD_ENF	hm ²	0.45/0.58,	0.49/0.59,	0.47/0.74,	0.48/0.64,	
	PD_CROP		0.35/0.59,	0.35/0.56,	0.38/0.57,	0.36/0.55,	
	AREA_MN	hm ²	0.49	0.46	0.60	0.52	
	AREA_MN MF	hm ²	183.69/74.62,	178.48/72.68,	174.06/59.20,	176.32/68.38,	
	AREA_MN ENF,	hm ²	171.26/239.06,	152.62/223.93,	145.59/157.04,	158.35/212.99,	
边缘面积 Area—edge	AREA_MN CROP	hm ²	562.85/113.01,	524.37/119.97,	507.23/116.75,	499.97/116.33,	
ED	hm ²	25.22	23.67	22.88	25.93		
ED MF,	m/hm ²	22.56/37.16,	23.48/37.27,	23.83/40.15,	23.94/38.94,		
ED ENF,	m/hm ²	16.08/28.68,	17.91/29.06,	17.76/30.43,	19.15/29.34,		
ED CROP	hm ²	18.68/18.38,	18.79/18.83,	18.95/18.70,	19.10/18.42,		
CONTIG_AM		14.56	13.22	15.88	15.52		
CONTIG_AM MF		0.98/0.97,	0.98/0.97,	0.98/0.97,	0.98/0.97,		
CONTIG_AM ENF		0.95/0.97,	0.96/0.97,	0.96/0.97,	0.96/0.89,		
形状 Shape	CONTIG_AM CROP		0.98/0.95,	0.97/0.95,	0.98/0.95,	0.98/0.95,	
FRAC_AM		0.93	0.93	0.93	0.93		
FRAC_AM MF		1.12/1.14,	1.12/1.14,	1.12/1.14,	1.12/1.14,		
FRAC_AM ENF,		1.12/1.16,	1.12/1.16,	1.12/1.16,	1.12/1.16,		
FRAC_AM CROP		1.12/1.12,	1.12/1.12,	1.12/1.12,	1.12/1.12,		
多样性 Diversity	SHDI	n/100 hm ²	1.13	1.12	1.12	1.12	
PRD		0.59/0.87	0.60/0.88	0.61/0.94	0.60/0.92		
NDVI		0.30/0.57	0.34/0.57	0.37/0.63	0.35/0.63		
植被指数	NDVI		0.73/0.71	0.29/0.30	0.40/0.41	0.64/0.66	

MF、ENF、CROP 分别为针阔混交林、常绿针叶林及农田

加了 16.03%。在 CMNR 内部,重要的影响因子有 NDVI、PREC、TEMP 和 SRAD (1985 年、1995 年、2005 年、2015 年)。1985 年—2015 年期间,气候因子的总贡献率分别为 26.95%、19.62%、35.65%、22.56%,其中 PREC 的相对贡献分别为 15.86%、

0.63%、19.39%和 4.23% (图 4)。在 2005 年,地形因子与气候因子的总贡献率之间的差距较 1985 年—1995 年变大,1985 年—2015 年期间地形因子对 NPP 的相对贡献分别为 7.59%、3.45%、8.93%、14.28%。

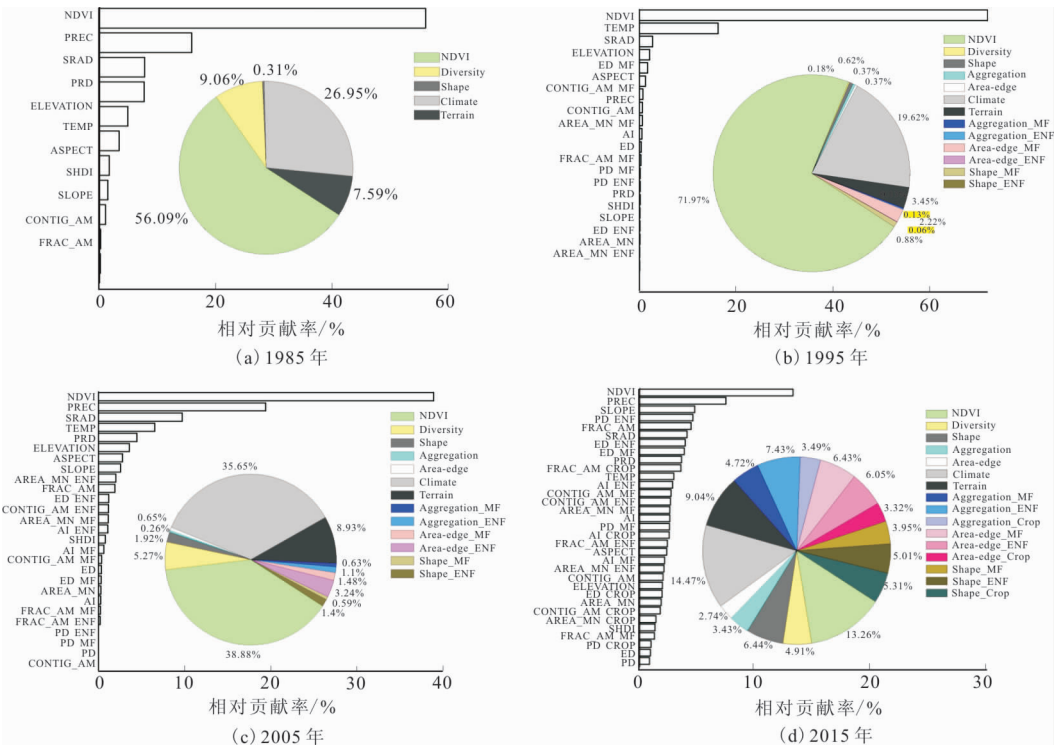


图 4 1985 年—2015 年期间不同因子在 CMNR 内对 NPP 的相对贡献率
 Fig. 4 The relative importance of factors to NPP in CMNR during 1985—2015

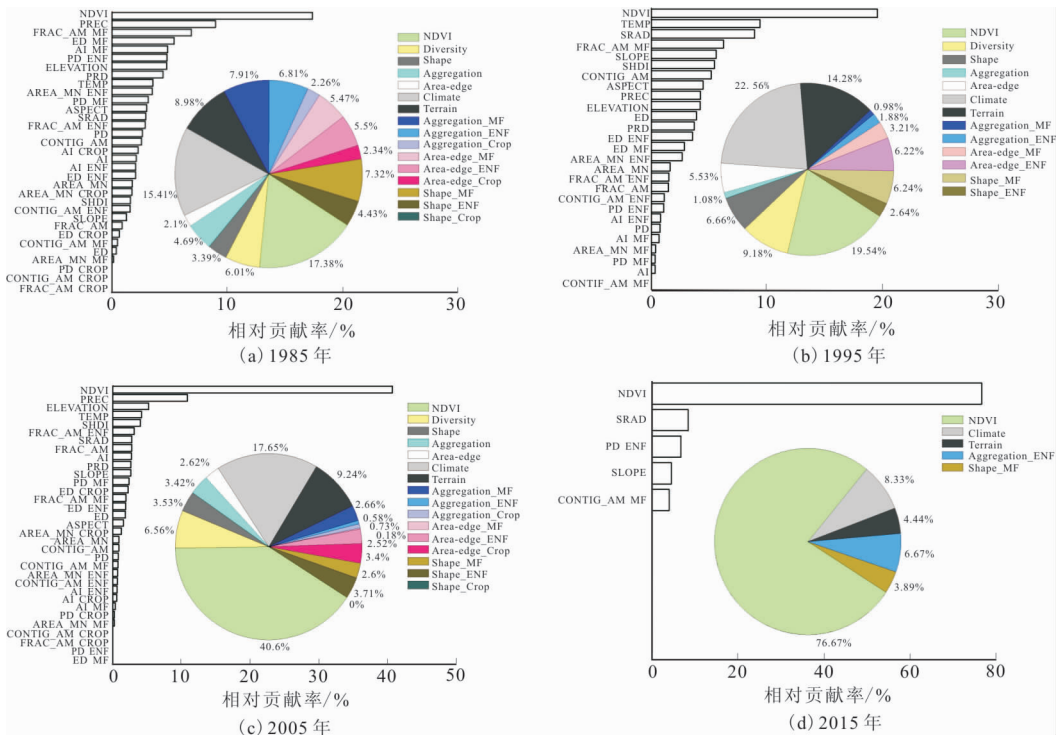


图 5 1985 年—2015 年期间不同因子在保护区外对 NPP 的相对贡献率
 Fig. 5 The relative importance of factors to NPP outside CMNR during 1985—2015

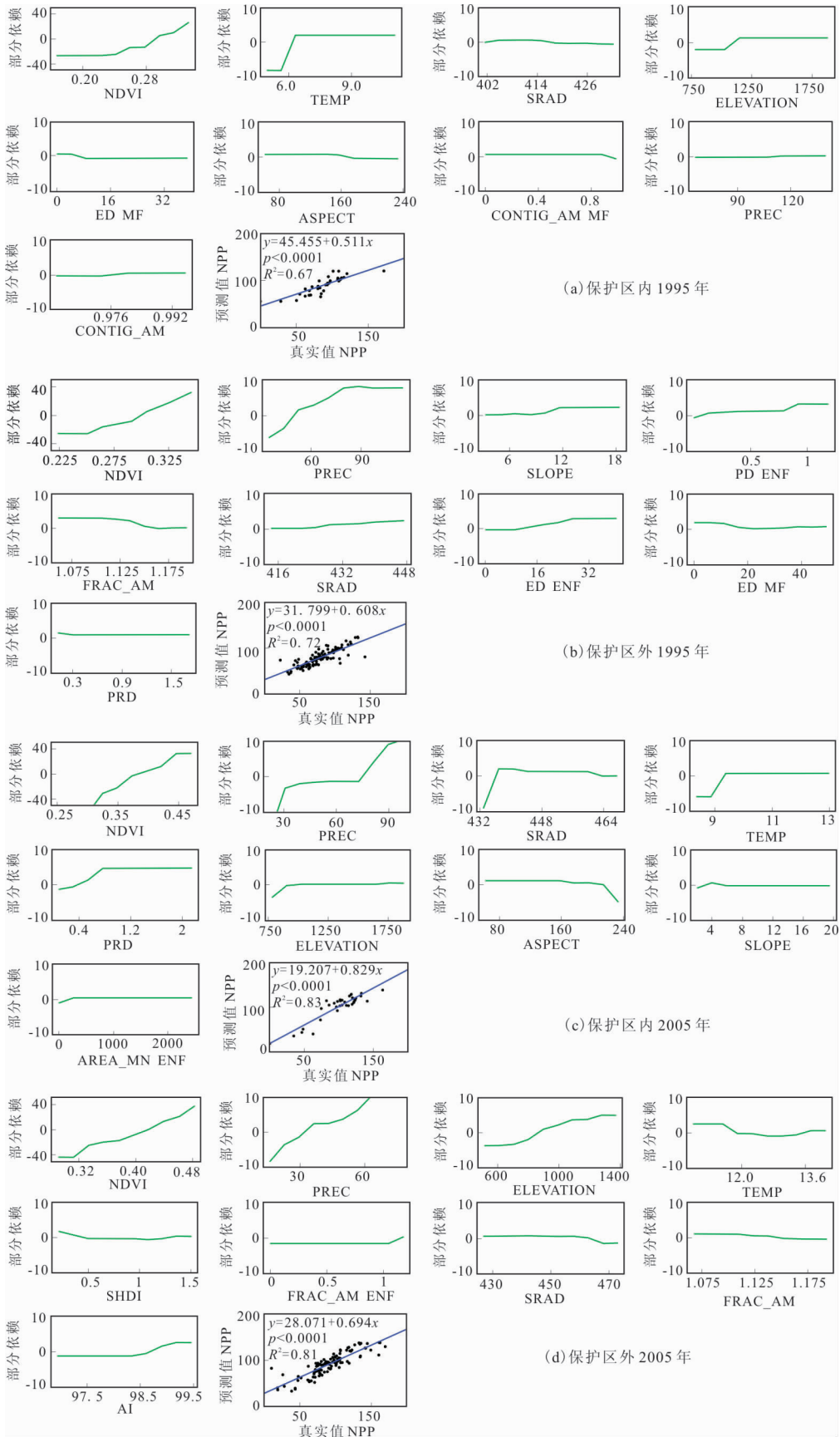


图 6 部分依赖图(因子响应情况及交叉验证)

Fig. 6 Partial dependence plots (The effect of factors and cross validation)

1985年—2015年 CMNR 外部,各类型因子的相对重要性如图 5 所示。在 CMNR 外部,1985年—1995年期间 NDVI 与气候因子的贡献率接近,2005年—2015年 NDVI 的相对贡献率增加 36.07%,气候因子的贡献率下降 9.32%,2015年 NDVI 因子贡献率为 76.67%。2005年对比 1995年,NDVI 的相对贡献率增加 27.34%,气候因子的相对贡献率仅增加 3.18%。整体而言,NDVI 与气候因子的贡献率变化趋势在 CMNR 内部与 CMNR 外部不同,尤其 NDVI 的变化呈相反状态,且在 1995年—2005年变化明显。

在 CMNR 外部,重要影响因子为 NDVI 和 PREC(1985年、1995年、2005年)(图 5)。在 1985、1995、2005年,PREC 的相对贡献率分别为 8.95%、7.45%、10.78%。2015年 NDVI(贡献率 76.7%)、SRAD(贡献率 8.3%)为重要因子。1985年—2015年,气候因子的总贡献率分别为 15.41%、14.47%、17.65%、8.33%。针对 1995年至 2005年期间,在 CMNR 内、外的各类型影响因子的变化趋势不同,需要进一步分析具体影响情况。

2.3 各类型驱动因子对 NPP 的影响情况

通过 GBRT 统计分析各因子的相对贡献率结果,分析 1995年—2005年期间各类型因子对 NPP 的具体响应情况的部分依赖图,并通过交叉验证显示可靠性(图 6)。依据图 6 分析可得各类型驱动因子对 NPP 具体影响情况(表 4)。在 CMNR 内部和 CMNR 外部,1985—2015年的 NDVI 具有较大相对贡献率,NPP 与 NDVI 呈显著正相关且随 NDVI 的增加而增加。在 CMNR 内部,NPP(1995年)在 TEMP(贡献率 16.28%)大于 6°C 之后迅速增长后趋于稳定,随 PREC(贡献率 0.63%)增长缓慢,NPP(2005年)在 TEMP(贡献率 6.52%)大于 9°C 之后迅速增长后趋于稳定,随 PREC(贡献率 19.39%)呈阶段性增长。SRAD 在 1995年—2005年相对贡献率为 2.71%、9.74%,NPP 在这两个时期随 SRAD 变化的趋势相反。在 CMNR 外部,1995年—2005年的气候因子 PREC(贡献率 7.45%,贡献率 10.78%)与 NPP 呈正相关的关系并且 PREC 的增长趋势明显,而 SRAD 因子在保护区外的贡献率为 4.09%、2.73%,且 NPP 在 1995年、2005年随 SRAD 变化趋势仍相反。

1995年—2005年,NPP 在 CMNR 外部的景观因子和地形因子的贡献率大于 CMNR 内部,在 CMNR 内部的 NPP 受到气候因素的贡献较大(图 4、图 5)。通过表 3 统计可得,在保护区外的平均海拔低于保护区内部,而坡度略高于保护区内。在 CMNR 内部,1995年在 Elevation 大于 1000 m 之后 NPP 随 Elevation(贡献率 2.12%)逐渐增长后趋于平稳,Aspect 坡向(贡献率 1.26%)大于 160°之后 NPP 逐渐降低。2005年在 Elevation 大于 900 m 之后 NPP 随着 Elevation(贡献率 3.57%)缓慢增长,Aspect 坡向(贡献率 2.79%)大于 160°之后 NPP 逐渐降低。在 CMNR 外部,1995年 NPP 随 Slope 坡度(贡献率 4.76%)的增加呈增长趋势后趋于平稳,2005年 NPP 随高程 Elevation(贡献率 5.18%)的增加呈增长趋势。综上,1995年—2005年保护区内的 NPP 在一定范围内随海拔高度的增加而增长、随坡向的增加而减少。在保护区外部的 NPP 在 1995年、2005年分别在一定范围内随坡度增加而增加、随海拔高度增长而增长。

在保护区内,1995年 NPP 随针阔混交林的 ED(贡献率 0.33%)增加而减少后趋于平稳,表明森林破碎化与 NPP 在一定范围内负相关。2005年 NPP 随 PRD(贡献率 4.45%)增加而增加至稳定,体现景观多样性与 NPP 在一定范围内正相关。同时 NPP 在一定范围内与 AREA_MN_ENF(贡献率 2.03%)呈正相关关系,即保护区内主要森林类型常绿针叶林面积的增加时 NPP 也随之增长。在保护区外,1995年—2005年,NPP 均随 FRAC_AM(贡献率 4.43%,贡献率 2.72%)的增加而减少且均在其值为 1.15 左右下降趋势,表明景观内斑块形状复杂度的影响。与保护区内部比较,在保护区外部的形状因子具有较高复杂度(表 3)。1995年 ED_MF(贡献率 3.83%)与保护区内部的趋势近似,表明针阔混交林的破碎化可能导致 NPP 减少,其中针阔混交林是保护区外部的主要地物类型。在 2005年变化趋势较为明显的,NPP 随 AI(贡献率 2.66%)而变化表明一定范围内景观聚集程度与 NPP 的正相关,森林聚集度的增加一定程度上增长了 NPP。

2.4 气候及地形因子等对 NPP 的影响机制

NPP 作为能够反映生态系统对周围环境响应的重要指标,并且也是重要的生态系统功能,

表 4 各类型驱动因子对 NPP 具体影响情况
Tab. 4 The impact of every driven factors on NPP

年份	保护区内部	保护区外部
1995 年	<p>NDVI:具有较大相对贡献率,随 NDVI 的增加而增加,在 NDVI 大于 0.24 之后呈增长趋势</p> <p>气候因子:高于保护区外部气候的影响,气候因子中温度与降水均与 NPP 具有正相关的关系,NPP 在 TEMP 大于 6°C 之后迅速增长后趋于稳定,随 PREC 增长缓慢</p> <p>地形因子:大于 1 000 m 之后 NPP 随 Elevation 逐渐增长后趋于稳定,在 Aspect 坡向大于 160°之后 NPP 逐渐降低</p> <p>景观因子:一定范围内,与森林破碎化负相关</p>	<p>NDVI:具有较大相对贡献率,随 NDVI 的增加而增加,在 NDVI 大于 0.24 之后呈增长趋势</p> <p>气候因子:降水与 NPP 具有正相关的关系</p> <p>地形因子:相对总贡献率高于保护区内部,NPP 随 Slope 坡度的增加呈增长趋势后趋于稳定</p> <p>景观因子:一定范围内,与森林破碎化负相关</p>
2005 年	<p>NDVI:具有较大相对贡献率,随 NDVI 的增加而增加,在 NDVI 大于 0.3 之后呈增长趋势</p> <p>气候因子:高于保护区外部气候影响,气候因子中温度与降水均与 NPP 具有正相关的关系,NPP 在 TEMP 大于 9°C 之后迅速增长后趋于稳定,随 PREC 呈阶段性增长。</p> <p>地形因子:大于 900 m 之后 NPP 随 Elevation 缓慢增长,Aspect 坡向大于 160°后 NPP 逐渐降低</p> <p>景观因子:一定范围内,与常绿针叶林类型面积以及景观多样性因子呈正相关</p>	<p>NDVI:具有较大相对贡献率,随 NDVI 的增加而增加,在 NDVI 大于 0.3 之后呈增长趋势</p> <p>气候因子:降水与 NPP 具有正相关的关系</p> <p>地形因子:相对总贡献率高于保护区内部,NPP 随高程 Elevation 的增加呈增长趋势</p> <p>景观因子:一定范围内,与森林聚集度呈正相关,且景观形状复杂性较 1995 年影响减少</p>

研究其变化及影响因子对于分析和规划森林保护具有重要意义。气候变化对 NPP 影响的方向和程度主要取决于气候变暖的程度和水体平衡的程度^[22]。温度和降水通过影响水分需求、水分平衡和植被光合作用,影响 NPP 和植被水平分布^[23]。本研究统计得到 CMNR 内部和外部的 1985 年—2015 年重要影响因子为 NDVI,且 NPP 随 NDVI 的增加而增加。NDVI 作为量化植被特性的敏感指数,与植被的净初级生产力具有紧密联系。有研究关于 NDVI 对多种草地生态系统功能中年际 NPP 具有正相关关系^[24]。由此可见,NDVI 在对于植被保护、恢复等方面具有指示意义。

结果表明在 CMNR 内部的 NPP 较 CMNR 外部更容易受到气候因素的影响,在天保工程一期期间的 1995 年—2005 年各类型指数变化明显。降水量与 NPP 在各不同气候的区域均会有较强的联系^[25],并且植被 NPP 与降水和气温的相关性在不同地域具有明显的不同^[26]。在保护区内 1995 年—2005 年的气候因子中温度与降

水在一定范围内均与 NPP 具有正相关关系,在保护区外 1995 年—2005 年的降水与 NPP 为正相关关系且相关性较强,能够促进植被 NPP 的增长。研究结果与研究^[27]中 NPP 均与温度呈正相关的结论较为一致。在 1995 年—2005 年,SRAD 所具有较高的贡献率也表明了短波辐射的重要影响。有研究显示气候因子中的太阳辐射对 NPP 起到了最为重要的影响^[5]。在 1985 年—2005 期间在保护区外部的地形因素的相对总贡献率均大于 CMNR 内部的地形影响。山区平均植被 NPP 在波动中均有随海拔和坡度的增加而先上升后再下降的趋势^[28]。本研究表明在一定范围内 NPP 随海拔高度的增加而增加,在保护区外部也受到坡度变化影响。

2.5 景观因子对 NPP 影响的启示

景观格局指数对于反应景观的空间分布等特征具有一定意义,不同的景观类型等可以通过景观动态变化显示^[29]。在保护区外部受到人类活动影响较多。比较保护区内外景观因子的不同影响,有利于分析人类活动的干扰效应等。

森林破碎化的多种情况会不同程度的影响碳循环的过程^[30]。研究结果表明,保护区内部,在天保工程一期前,影响 NPP 的为森林破碎化的负向影响。在天保一期实施后,对于 NPP 的影响主要为常绿针叶林类型面积以及景观多样性因子的正向影响,森林覆盖率、景观多样性的增长对于保持和提高森林 NPP 具有正向影响。保护区内主要地物类型的常绿针叶林的面积增加促进了提高净初级生产力增长。有研究显示长白山地区较大森林覆盖率及森林类型、森林保护等原因,对于保持 NPP 均值具有正向影响^[31]。通过提高景观异质性、多样性,对于提高植被固碳能力具有重要性^[32]。

在保护区外对 NPP 的影响有森林破碎化及森林聚集度,森林聚集度的增加对 NPP 的增长具有正向影响,而森林破碎化与森林复杂性则为负向影响并且受人类活动干扰较大。有研究表明城市扩张的土地覆盖类型的变化能够造成原本的森林植被固碳能力的下降^[33]。对于发展建设过程中导致的森林破碎化增加等原因,可能间接导致了 NPP 的降低。在保护区外部,天保工程一期前后对于 NPP 的影响从森林破碎化转变为聚集度的影响,同时保护区外部的人工活动导致的景观形状复杂性影响减少,均显示了天保工程的实施对 NPP 具有正向影响。继续加强天然林保护工程的举措,对未来我国森林碳汇潜力的增加等具有深远意义^[34]。植被 NPP 变化在受到自然气候的影响之外,也会受到人为社会等的干扰,为全方面考虑驱动因素,应当更多地考虑人类活动^[35]。综上,森林管理方面对于继续实行天保工程十分重要,通过对 NPP 的驱动力研究,可以通过不同类别因子的调整达到增强与维持森林的固碳功能。

3 结论

植被的净初级生产力(NPP)不仅反应森林固碳能力,同时能够反应生态系统对周围环境的响应。通过利用 CASA 模型及遥感影像的分类结果、气候数据等对 NPP 进行反演,明显的在保

护区外部的 NPP 均值随时间从 1985 年—2015 年的变化持续增长,从 $78.36 \text{ gC/m}^2 \cdot \text{a}$ 增长至 $106.15 \text{ gC/m}^2 \cdot \text{a}$ 。1985 年、2015 年保护区内常绿针叶林覆盖面积分别达到 57.35%、56.77%,常绿针叶林与针阔混交林分别为 1985 年—2015 年期间的保护区内、外覆盖率最高的类型。

为探究 NPP 变化的主要影响机制,研究创新性地利用梯度提升回归树模型 GBRT 模型计算了多种因素对 NPP 的相对贡献率,对 1985 年—2015 年长白山自然保护区和保护区外部林业局区域的气候、景观指数和地形因子对 NPP 的相对重要性进行比较,在保护区内部和保护区外部的区域,1985 年—2015 年驱动因素的最大相对重要性为归一化植被指数 NDVI,且与 NPP 呈显著正相关。NDVI 作为量化植被特性的敏感指数,与植被净初级生产力具有紧密联系。在保护区内部的 NPP 较保护区外部更易受到气候因素影响。天保工程一期的实施阶段,保护区内部的气候环境对 NPP 的影响增大,在保护区外部的 NDVI 对 NPP 影响增大,降水量在保护区内、外均能促进 NPP 增长,在保护区外部 NPP 受景观因子和地形因子的影响大于保护区内部。在保护区内部,天保工程一期实施前后对于 NPP 其景观影响因素,主要从森林破碎化转换为森林覆盖率增加及景观多样性等。在保护区外部森林破碎化大于保护区内部,且天保工程一期实施前后对于 NPP 的景观影响因子主要从森林破碎化转换为森林聚集度等,同时景观形状复杂性影响减少。森林覆盖率、森林聚集度的增长对于保持和提高森林净初级生产力具有正向影响,而森林破碎化的降低可能导致森林净初级生产力提升,显示了天保一期实施过程中具有一定正向影响。这里定量展示了在森林保护实施下不同类型因子对 NPP 的影响情况,对研究森林保护管理等方面具有一定科学意义。

参考文献:

- [1] ZALD H S J, SPIES T A, HARMON M, et al. Forest carbon calculators: A review for managers, policymakers, and educators[J]. Journal of Forestry,

- 2016, 114(2):134-143.
- [2] FIELD C B, APPS M J, HOUTHTON R A, et al. Forest carbon sinks in the northern hemisphere [J]. *Ecological Applications*, 2002, 12(3):891-899.
- [3] WU S, ZHOU S, CHEN D, et al. Determining the contributions of urbanisation and climate change to NPP variations over the last decade in the Yangtze River Delta, China[J]. *Science of the Total Environment*, 2014, 472:397-406.
- [4] ZHANG Y, ZHANG C, WANG Z, et al. Vegetation dynamics and its driving forces from climate change and human activities in the Three-River Source Region, China from 1982 to 2012[J]. *Science of the Total Environment*, 2016, 563-564:210-220.
- [5] LIANG WEI, YANG Y, FAN D, et al. Analysis of spatial and temporal patterns of net primary production and their climate controls in China from 1982 to 2010[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2015 (204):22-36.
- [6] ESKANDARI H, BORJI M, KHOSRAVI H, et al. Desertification of forest, range and desert in Tehran Province, Affected by climate change [J]. *Solid Earth*, 2016, 7 (3): 905-915.
- [7] LIU L B, YANG H M, XU Y, et al. Forest biomass and net primary productivity in southwestern China: A meta-analysis focusing on environmental driving factors[J]. *Forests*, 2016, 7(12):173.
- [8] CHEN J M, CHEN X, JU W. Effects of vegetation heterogeneity and surface topography on spatial scaling of net primary productivity [J]. *Biogeosciences*, 2013, 10(7):4879-4896.
- [9] PACHAVOA G, MUREIRAA A, et al. Land-use and land tenure explain spatial and temporal patterns in terrestrial net primary productivity (NPP) in Southern Africa[J]. *Geocarto International*, 2013, 29(6): 671-687.
- [10] RZAZLI S M, ATUCHA A A M, NURUDDIN A A. et al. Mapping human impact on net primary productivity using MODIS data for better policy making [J]. *Applied Spatial Analysis*, 2016, 9(3):389-411.
- [11] FOLEY J A, DEFRIES R, ASNER G P, et al. Global consequences of land use[J]. *Science*, 2005, 309(5734):570-574.
- [12] GERGEL S. New directions in landscape pattern analysis and linkages with remote sensing [M]. Taylor&Francis Group, Boca Raton, 2006.
- [13] DAIL, JIA J, YU D, et al. Effects of climate change on biomass carbon sequestration in old-growth forest ecosystems on Changbai Mountain in northeast China [J]. *Forest Ecology and Management*, 2013(300): 106-116.
- [14] WU S, LI J, ZHOU W et al. A statistical analysis of spatiotemporal variations and determinant factors of forest carbon storage under China's natural forest protection program [J]. *Journal of forestry research*, 2018, 29(2):415-424.
- [15] ZHANG N, YU Z, YU G, et al. Scaling up ecosystem productivity from patch to landscape: a case study of Changbai Mountain nature reserve, China [J]. *Landscape Ecology*, 2007(22):303-315.
- [16] ZHU B, WANG X, FANG J, et al. Altitudinal changes in carbon storage of temperate forests on Mt Changbai, northeast China [J]. *Journal of Plant Research*, 2010(123):439-452.
- [17] ZUO Q Y, ARSHAD Ali, SHAO P W, et al. Abiotic and biotic determinants of coarse woody productivity in temperate mixed forests[J]. *Science of the Total Environment*, 2018(630):422-431.
- [18] LU Y, XIAO T Z, SHUN L L, et al. Estimating surface downward shortwave radiation over China based on the gradient boosting decision tree method [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(185): 1-22.
- [19] 朱文泉, 潘耀忠, 张锦水. 中国陆地植被净初级生产力遥感估算[J]. *植物生态学报*, 2007, 31(3): 413-424.
- ZHU W Q, PAN Y Z, ZHANG J S. Estimation of net primary productivity of Chinese terrestrial vegetation based on remote sensing journal of plant ecology [J]. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 2007, 31(3): 413-424. (In Chinese)
- [20] 张筠, 张春华, 张安定, 等. 水热波动和土地覆盖变化对东北地区植被 NPP 的相对影响[J]. *生态学报*, 2020, 40(21): 7733-7744.
- ZHANG J, ZHANG C H, ZHANG A D, et al. Rela-

- tive effects of hydrothermal fluctuation and land cover changes on vegetation net primary productivity in Northeast China[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2020, 40 (21): 7733—7744. (In Chinese)
- [21] FRIEDMAN J H. Greedy function approximation: A gradient boosting machine [J]. *Annals of Statistics*, 2001, 29(5): 1189—1232.
- [22] CHIANG J M, IVERSON L R, PRASAS A, et al. Effects of climate change and shifts in forest composition on forest net primary production [J]. *Journal of Integrative Plant Biology*, 2008, 50 (11): 1426—1439.
- [23] DAVIDSON E A, TRUMBORE S E, AMUNDSON R. Soil warming and organic carbon content [J]. *Nature*, 2000(408): 789—90.
- [24] HAO R, YU D, LIU Y, et al. Impacts of changes in climate and landscape pattern on ecosystem services [J]. *Science of the Total Environment*, 2017(579): 718—728.
- [25] WEI L, YANG Y, FAN D, et al. Analysis of spatial and temporal patterns of net primary production and their climate controls in China from 1982 to 2010 [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2015 (204): 22—36.
- [26] 崔林丽, 杜华强, 史军, 等. 中国东南部植被 NPP 的时空格局变化及其与气候的关系研究. *地理科学*, 2016, 36(5): 787—793.
- CUI L L, DU H Q, SHI J, et al. Spatial and temporal pattern of vegetation NPP and its relationship with climate in the southeastern China [J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2016, 36(5): 787—793. (In Chinese)
- [27] 刘刚, 孙睿, 肖志强等. 2001—2014 年中国植被净初级生产力时空变化及其与气象因素的关系[J]. *生态学报*, 2017, 37(15): 4936—4945.
- LIU G, SUN R, XIAO Z Q, et al. Analysis of spatial and temporal variation of net primary productivity and climate controls in China from 2001 to 2014[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2017, 37(15): 4936—4945. (In Chinese)
- [28] 孙庆龄, 冯险峰, 肖潇. 武陵山区植被净第一性生产力的时空格局及其与地形因子的关系[J]. *地理信息科学学报*, 2014, 16(6): 915—924.
- SUN Q L, FENG X F, XIAO X. Spatio-temporal pattern of NPP and related analyses with terrain factors in Wuling mountainous area[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2014, 16(6): 915—924. (In Chinese)
- [29] 董玉红, 刘世梁, 安南南, 等. 基于景观指数和空间自相关的吉林大安市景观格局动态研究[J]. 2015, 30(11): 1860—1871.
- DONG Y H, LIU S L, AN N N, et al. Landscape pattern in Da'an city of jilin province based on landscape indices and local spatial autocorrelation analysis [J]. *Journal of Natural Resources*, 2015, 30(11): 1860—1871. (In Chinese)
- [30] BRINCK K, FISCHER R, GROENEVELD J, et al. High resolution analysis of tropical forest fragmentation and its impact on the global carbon cycle [J]. *Nature Communications*, 2017(8): 14855.
- [31] 李明泽, 王斌, 范文义, 等. 东北林区净初级生产力及大兴安岭地区林火干扰影响的模拟研究[J]. *植物生态学报*, 2015, 39 (4): 322—332.
- LI M Z, WANG B, FAN W Y, et al. Simulation of forest net primary production and the effects of fire disturbance in Northeast China[J]. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 2015, 39 (4): 322—332. (In Chinese)
- [32] 成方妍, 刘世梁, 张月秋, 等. 基于 MODIS 序列的北京市土地利用变化对净初级生产力的影响[J]. *生态学报*, 2017, 37(18): 5924—5934.
- CHENG F Y, LIU S L, ZHANG Y Q, et al. Effects of land-use change on net primary productivity in Beijing based on the MODIS series[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2017, 37(18): 5924—5934. (In Chinese)
- [33] 姜春, 吴志峰, 程炯, 等. 广东省土地覆盖变化对植被净初级生产力的影响分析[J]. *自然资源学报*, 2016, 36(6): 961—972.
- JIANG C, WU Z F, CHENG J, et al. Analyzing the effects of land cover change on vegetation net primary productivity in Guangdong province[J]. *Journal of Natural Resources*, 2016, 36(6): 961—972. (In Chinese)
- [34] 魏亚伟, 周旺明, 于大炮, 等. 我国东北天然林保护工程区森林植被的碳储量[J]. *生态学报*, 2014,

34(20):5696—5705.

WEI Y W, ZHOU W M, YU D P, et al. Carbon storage of forest vegetation under the natural forest protection program in northeast China[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2014, 34(20):5696—5705. (In Chinese)

[35] 陈强, 陈云浩, 王萌杰, 等. 2001—2010 年黄河流域生态系统植被净第一性生产力变化及气候因素

驱动分析[J]. *应用生态学报*, 2014, 25(10): 2811—2818.

CHEN Q, CHEN Y H, WANG M J, et al. Change of vegetation net primary productivity in Yellow river watersheds from 2001 to 2010 and its climatic driving factors analysis[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2014, 25(10): 2811—2818. (In Chinese)

Driving forces of net primary productivity in Changbai mountain based on GBRT model

WANG Shiyang

(32023 Troops, Liaoning, Dalian 116023, China)

Abstract: The net primary productivity (NPP) was the major ecosystem function that reflects the carbon sequestration capacity of forests. This paper used the CASA (Carnegie—Ames—Stanford approach) model to estimate the NPP and explore the driving factors during human activities. The land cover results classified from the Landsat data inside the Changbai Mountain Nature Reserve (CMNR) and outside CMNR (adjacent forestry bureaus) during 1985—2015, the cartographic classification was drawn by using Arcgis the relative importance of climate, landscape, and topographic factors to NPP was analyzed based on the GBRT model (Gradient Boosted Regression Trees) of machine learning algorithm by python. The results showed: (1) The average value of NPP outside the CMNR increased from 78.36 gC/m²·a to 106.15 gC/m²·a during 1985—2015, and the forest fragmentation outside the Nature Reserve was more significant than that inside CMNR. (2) The most considerable relative importance of the driving factor was NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), as a sensitive Index to quantify vegetation characteristics, had the most crucial influence on NPP during 1985—2015 and showed significantly positively correlated with NPP inside CMNR and outside CMNR during 1985—2015. (3) After the implementation of the first phase of natural forest protection project (NFPP), the impact of meteorological factors on the NPP inside CMNR increased significantly. In contrast, the impact of NDVI on NPP outside CMNR increased significantly. The impact of landscape and terrain factors on NPP outside CMNR was greater than that on CMNR, and precipitation could promote the growth of NPP inside and outside CMNR. The landscape impact factors on NPP was mainly changed from forest fragmentation to forest aggregation outside CMNR; the increase of aggregation and the decrease of forest fragmentation were promoted to the improvement of NPP, and the results showed the positive influence of the implementation of the NFPP for improving NPP. The study and analysis of the factors affecting NPP were of specific scientific significance for the study of forest protection.

Keywords: Changbai mountain; GBRT; NPP; remote sensing