

DOI: 10.5846/stxb202102240505

李芸,王轶夫,孙玉军,雷渊才,邵卫才,李杰.吉林省落叶松林净初级生产力时空特征及其对气候变化的响应.生态学报,2022,42(3):947-959.

Li Y, Wang Y F, Sun Y J, Lei Y C, Shao W C, Li J. Temporal-spatial characteristics of NPP and its response to climate change of *Larix* forests in Jilin Province. Acta Ecologica Sinica, 2022, 42(3): 947-959.

吉林省落叶松林净初级生产力时空特征及其对气候变化的响应

李 芸¹, 王轶夫^{1,*}, 孙玉军¹, 雷渊才², 邵卫才³, 李 杰⁴

1 北京林业大学森林资源和环境管理国家林业和草原局重点实验室, 北京 100083

2 中国林业科学研究院资源信息研究所, 北京 100091

3 北京市通州区园林绿化局, 北京 101121

4 北京市十三陵林场, 北京 102200

摘要:为评估吉林省落叶松林的生产力现状并为我国森林生态系统生产力和植被监测研究提供基础数据,以吉林省落叶松林为研究对象,基于吉林省及其周边 100 km 范围内 41 个气象站点资料,采用 LPJ-DGVM 模型模拟了 2000—2019 年吉林省落叶松林近 20 年的净初级生产力,并采用线性回归趋势分析、变异系数、Hurst 指数和相关性分析法对其时空变化、稳定性及其与气候因子的相关关系进行了分析。结果表明:(1)2000—2019 年吉林省落叶松林年均净初级生产力(NPP)为 592 g C m⁻² a⁻¹,年均增长率为 2.81%,随时间推移呈现波动增长的趋势($\beta = 14.55, R^2 = 0.784, P < 0.01$)。(2)NPP 变异系数为 0.07—2.33,均值为 0.48,除幼龄林外,整体波动较小。Hurst 指数介于 0.441—0.849 之间,均值为 0.612,未来吉林省落叶松林 NPP 呈增加趋势。(3)吉林省落叶松林 NPP 存在明显的空间异质性,北部和南部区域 NPP 较高,是近 20 年 NPP 增长较快的区域。(4)2000—2019 年吉林省落叶松林年均 NPP 与年总降水、生长季降水量之间均不显著($P > 0.05$),与年均温呈显著正相关($P < 0.05$),与生长季均温为极显著正相关($P < 0.01$),该阶段内温度比降水更能对吉林省落叶松林 NPP 的年际变化产生影响。LPJ 模型模拟吉林省落叶松林 2000—2019 年 NPP 与样地实测值极显著相关($P < 0.01$),可以用于模拟吉林省落叶松林的 NPP。

关键词:落叶松林;LPJ-DGVM 模型;净初级生产力;气候变化

Temporal-spatial characteristics of NPP and its response to climate change of *Larix* forests in Jilin Province

LI Yun¹, WANG Yifu^{1,*}, SUN Yujun¹, LEI Yuancai², SHAO Weicai³, LI Jie⁴

1 State Forestry and Grassland Administration Key Laboratory of Forest Resources and Environmental Management, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

2 Research Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China

3 Beijing Tongzhou Landscaping Bureau, Beijing 101121, China

4 Beijing Ming Tombs forestry center, Beijing 102200, China

Abstract: To assess the present productivity of *Larix* forests in Jilin Province and provide basic statistics for forest ecosystem productivity and vegetation monitoring, this study simulated *Larix* forests net primary productivity (NPP) from 2000 to 2019 using LPJ-DGVM model (Lund-Potsdam-Jena Dynamic Global Vegetation Model) based on 41 weather stations data within 100 km of Jilin Province and its surrounding areas. We analyzed temporal and spatial variations, stability and the correlation with climate factors through linear regression, coefficient of variation, Hurst index and Pearson correlation coefficients

基金项目:国家自然科学基金项目(31800536);中央高校基本科研业务费专项资金(BLX201614)

收稿日期:2021-02-24; **网络出版日期:**2021-10-11

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: wyfbing@163.com

analysis. The results showed that: (1) from 2000 to 2019, the average annual NPP of *Larix* forests in Jilin Province was $592 \text{ g C m}^{-2} \text{ a}^{-1}$. The average annual growth rate was 2.81%, showing a trend of fluctuating growth with time ($\beta = 14.55$, $R^2 = 0.784$, $P < 0.01$). (2) The mean value of coefficient of variation of the Jilin *Larix* forests NPP was 0.48 with range from 0.07 to 2.33. Except for young forests, the overall fluctuation was slight. The Hurst index ranged from 0.441 to 0.849, with an average value of 0.612. In the future, the NPP of *Larix* forests in Jilin Province will generally increase. (3) There existed obviously spatial heterogeneity in the NPP of Jilin Province *Larix* forests. The NPP of northern and southern regions was higher, where NPP has grown rapidly in the past 20 years. (4) From 2000 to 2019, there was no significant correlation between the annual average NPP of the Jilin Province *Larix* forests and the total annual precipitation plus the precipitation in the growing season ($P > 0.05$). In addition, there was a significantly positive correlation relationship between annual average NPP and average annual temperature ($P < 0.05$) and an extremely significant positive correlation with the average temperature in the growing season ($P < 0.01$). The temperature had greater impact on the inter-annual change of the *Larix* forests NPP of Jilin Province in 2000—2019 than the precipitation. The NPP simulated by LPJ model from 2000 to 2019 was very significantly correlated with the measured values ($P < 0.01$), which can be used to simulate the NPP of *Larix* forests in Jilin Province.

Key Words: *Larix* forests; LPJ-DGVM model; net primary productivity; climate change

净初级生产力 (Net Primary Productivity, NPP) 是绿色植物呼吸消耗后剩下的单位面积单位时间内所固定的能量或所生产的有机物质, 作为表征陆地生态过程的关键变量, 能反映植物在自然状态下的生产能力, 是全球碳循环过程中的重要组成部分^[1-4]。由于地形地貌和生物参数的复杂性, 准确估算大规模植被 NPP 一直较为困难, 往往会采用生物量转换成 NPP 作为实测值。目前, 基于林木测树因子构建的异速生长模型求算森林生物量和生产力被广泛应用^[5]。在建立模型时, 通常将林木各组分 (树叶、树枝、树干、树根) 生物量与实际测树因子 (如胸径 D) 分别拟合各组分生物量模型, 并采用似乎不相关回归建立总量及各组分可加性生物量模型, 以解决各组分生物量模型间不相容性或不可加性^[5]。随着遥感技术的发展, 高分辨率遥感卫星影像估算 NPP 的方法被广泛应用, Thakur 等^[6] 利用印度遥感卫星 (IRS-ID) LISS III 传感器数据, 选取归一化植被指数等为自变量, 建立了 NPP 光谱模型, 用于估算热带森林 NPP 和生物量; Ji 等^[7] 利用 5 个主要森林生态系统的 NPP 观测数据、遥感数据建立基于统计学的多元回归模型对中国森林 NPP 进行估算, 并分析了 2000—2018 年中国森林净初级生产力变化及其驱动因素。遥感数据往往只能估算较短时间的 NPP, 相对而言过程模型的优势在于能够从机理上模拟植被生命过程及生物地球化学循环过程, 已被国内外广泛应用于 NPP 的模拟^[8]。崔博超等^[9] 利用 CASA 模型并结合 MODIS 数据对 2006—2016 年塔里木河流域草地净初级生产力时空分异特征进行了研究; 孙静等^[10] 综合考虑 InTEC 模型中干扰和非干扰因子, 并嵌入林火数据, 重新模拟了塔河地区不同地位指数下的森林 NPP 及其与林龄的关系。Jiang 等^[11] 将土壤热模型 (STM) 整合到 LPJ-DGVM 模型中改进了地表 3 m 内的土壤温度变化后对北极圈内碳储量和生产力的模拟; 孙国栋^[12] 利用 LPJ-DGVM 模型对 1981—1998 年中国区域潜在植被分布和碳通量进行模拟; Sallaba 等^[1] 利用 LPJ-GUESS 模拟了欧洲潜在自然植被当前和未来气候变化和 CO_2 情景下的 NPP。LPJ-DGVM 全球动态植被模型 (Lund-Potsdam-Jena Dynamic Global Vegetation Model, 下文简称“LPJ 模型”) 作为目前被广泛应用的过程模型, 已经成为模拟大尺度 (区域至全球) 的植被地理分布、生产力和碳平衡以及预测气候变化对陆地生态系统潜在影响的有效工具^[13-16]。

吉林省位于全球变暖较为显著的中高纬度带, 是中国重要的林业省份之一, 在生态环境建设、碳汇管理乃至全球碳循环研究中占有重要地位^[17-20]。落叶松 (*Larix*) 林是吉林省的代表性森林类型之一, 也是我国重要的用材林。《中国森林资源报告 (2014—2018)》显示, 吉林省落叶松林面积和蓄积分别占全省森林总面积和总蓄积的 8.20% 和 5.60%。近年来, 我国对落叶松林的生长、结构和生物量等开展了大量的调查和研究工

作^[21-23]。然而,关于吉林省落叶松林生产力动态变化规律,目前尚缺乏全面系统的研究,本文旨在利用 LPJ 模型模拟吉林省落叶松林的生产力现状,分析其时空格局,为吉林省落叶松林生产力和植被监测研究提供参考依据。

1 数据与方法

1.1 研究区概况

吉林省(121.63°—131.32°E,40.87°—46.30°N,图1)位于我国东北地区中部,地处北温带,气候多样、地貌复杂,月均气温在-15—22℃之间,年降水量为400—800mm,自东向西呈明显的由湿润到半湿润再到半干旱气候的变化趋势。境内主要山脉为大黑山、张广才岭、吉林哈达岭等,以中部大黑山为界将全省分为中西部平原和东部山地,具有明显的东南高、西北低的地势。森林集中分布于中、东部山区和低山丘陵区,乔木树种以落叶松(*Larix*)、红松(*Pinus koraiensis*)、云杉(*Picea asperata*)、樟子松(*Pinus sylvestris* var. *mongolica*)等针叶树种和蒙古栎(*Quercus mongolica*)、白桦(*Betula platyphylla*)、杨树(*Popular*)等阔叶树种为主,灌木主要有粉枝柳(*Salix rorida*)、绣线菊(*Spiraea salicifolia*)、忍冬(*Lonicera japonica*)、榛子(*Corylus heterophylla*)等,草本以禾本科(*Gramineae*)、菊科(*Compositae*)为主。

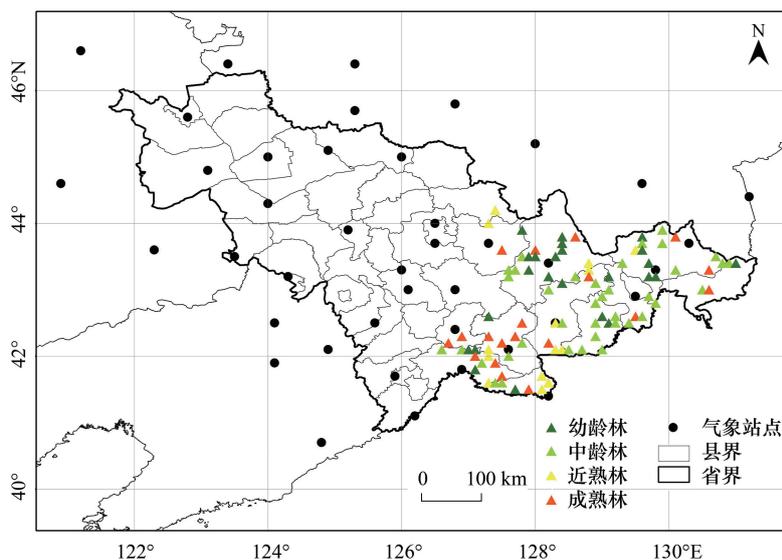


图1 研究区气象站点及筛选落叶松样地分布

Fig.1 Distribution of weather stations and *Larix* sampling plots in study area

1.2 气候数据

气象数据来源于中国气象数据网(<http://data.cma.cn>),包括2000—2019年吉林省及其周边100km范围内的共41个气象站点逐月数据,采用Kriging插值法将离散的站点数据插值为连续的栅格数据。

1.3 NPP 遥感观测数据

NPP 遥感数据来源于2000—2019年的MOD17A3H数据产品(<https://e4ftl01.cr.usgs.gov/>),空间分辨率为500m,单位为 kg C/m^2 (下文统一换算为 g C/m^2)。

1.4 固定样地实测数据

落叶松林固定样地实测数据来自于吉林省第八次和第九次国家森林资源连续清查数据(下文简称“连清”数据),调查时间为2009年和2014年,分布于幼龄林(25个)、中龄林(37个)、近熟林(14个)和成熟林(20个)共96个样地。根据Dong等^[24]和Wang^[25]研究中的中国东北地区主要树种生物量方程计算样地内样木生物量,汇总并除以样地面积得到样地单位面积生物量。按照样地前后两时期的单位面积生物量之差乘以

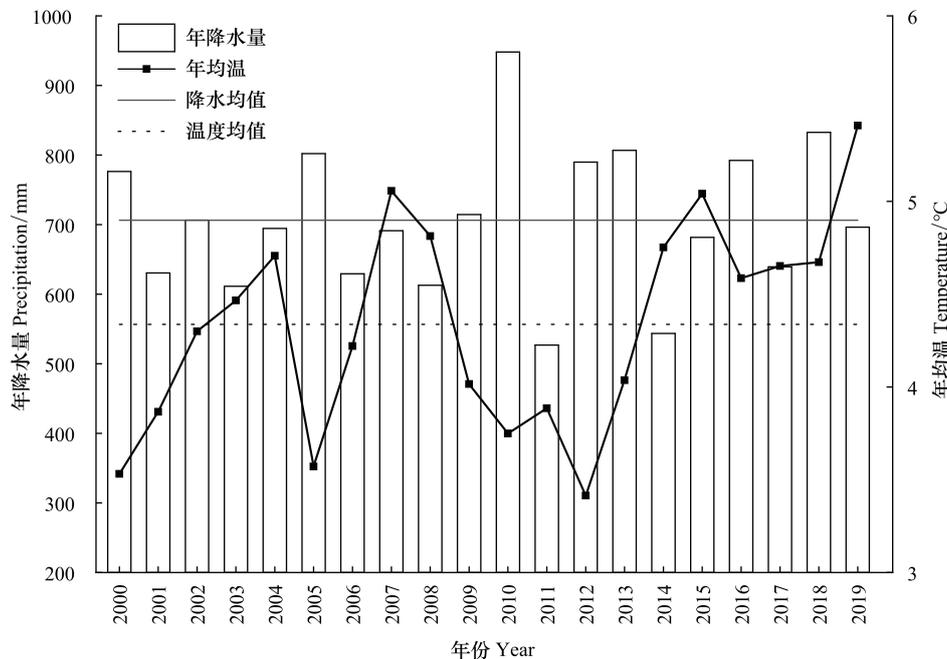


图2 研究区 2000—2019 年平均气温和年降水量的变化趋势

Fig.2 Trends of mean temperature and annual precipitation during 2000—2019 in study area

含碳率(统一采用 $0.5^{[26-27]}$)再除以间隔期计算 NPP 年平均值。

1.5 LPJ-DGVM 全球动态植被模型

LPJ 模型是模拟陆地生态系统的过程模型,从植被动力学原理出发,以植物光合生化反应、冠层能量平衡、生物量异速生长分配以及土壤水平衡等为基础,在同一个模型框架中逐栅格逐年地模拟生态系统植物的光合作用、呼吸作用、蒸发散等快反应过程与资源竞争、组织周转、异速分配、凋落物分解等慢反应过程,并且在模拟种群的建立与个体死亡过程中考虑了生态系统的自然干扰因素和自然死亡影响^[4,15-16,28]。这些过程主要受模拟区域的环境条件、物种组成以及物种属性的影响。根据物候、生理、形态特征不同,LPJ 模型可以模拟 8 种木本植物功能型(Plant Function Type, PFT)和 2 种草本植被功能类型。为了实现模拟单元中植被个体到种群的尺度转换,模型以 PFT 平均个体为计算单元,每个模拟单元由一个或多个 PFT 组成,木本植物碳储量按尺度转换规则分配到 4 个植被组织库(叶、边材、心材和细根)以及地面凋落物库、地下凋落物库和两个土壤碳库中。植被光合作用是在冠层尺度上进行计算的,并按照植被光合作用积累的有机物质(即总初级生产力)扣除自身呼吸消耗量计算 NPP(Sitch 等^[15]),计算公式如下:

$$NPP = GPP - R_m \quad (1)$$

式中, GPP 为总初级生产力, R_m 为植被自身呼吸消耗。

模型由气候数据(包括月均温、月降水量、月湿润天数、月日照百分率)驱动,同时需要输入模拟区域的土壤属性数据、大气 CO_2 浓度数据。气象数据的获取与处理见 1.2,土壤属性数据来自国际粮农组织(Food and Agriculture Organization, FAO)的土壤数据集。由于模拟时间区间较短,研究区 CO_2 浓度是利用夏威夷 Mauna Loa 站 1951 年至今观测的全球平均大气 CO_2 浓度作为该研究区历史平均浓度。植被分布最敏感的气候因素为最冷月月均温,只有实际月月均温在生长温度范围内并且达到生长所需的积温下限后该物种才会出现,根据《植被图》分类系统的二级单位(植被型),原 LPJ 模型将其定义为北方落叶针叶林与实际分布不符,本研究将落叶松林划分为温带和寒温带落叶针叶林,并对其生物气候限制参数进行修正(见附表 1)。

模型从裸地(无植被覆盖)开始模拟,经过 1000 年的“spin-up”过程使植被覆盖和土壤碳库达到平衡态,本研究使用 2000—2019 年 20 年的气候数据驱动这一过程。考虑到研究区的落叶松林均为天然次生林和人

工林,在 1001 年时对模型进行了“归零”处理,即对 4 个植被组织库(叶、边材、心材和细根)的生物量归零,凋落物碳库和土壤碳库均照常模拟,最后分龄组获取落叶松林 2000—2019 年 NPP 进行分析。

1.6 精度评价指标

采用相关系数(R)、平均相对误差(MRE)和平均绝对误差(MAE)对 LPJ 模型模拟值与实测数据、遥感数据分别在 NPP 年均值和样地尺度上的年均 NPP 进行精度验证,其中高优指标 R 越大越好,低优指标 MRE、MAE 越小越好,计算公式如下:

$$R = \frac{\sum_{j=1}^m [(y_{\text{obs}} - \overline{y_{\text{obs}}}) \times (y_{\text{LPJ}} - \overline{y_{\text{LPJ}}})]}{\sqrt{\sum_{j=1}^m (y_{\text{obs}} - \overline{y_{\text{obs}}})^2 \times \sum_{j=1}^m (y_{\text{LPJ}} - \overline{y_{\text{LPJ}}})^2}} \quad (2)$$

$$\text{MRE} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \frac{|y_{\text{obs}} - y_{\text{LPJ}}|}{y_{\text{obs}}} \quad (3)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m |y_{\text{obs}} - y_{\text{LPJ}}| \quad (4)$$

式中, m 为总样地数, j 为第 j 个样地, y_{LPJ} 为 LPJ 模型模拟 NPP, y_{obs} 为实测值(2009—2014 年为实测 NPP,2000—2019 年为 NPP 遥感数据), $\overline{y_{\text{obs}}}$ 和 $\overline{y_{\text{LPJ}}}$ 分别为实测值和模拟值的平均值。

1.7 变异系数

变异系数(Coefficient of Variation, CV)能够反映地理要素随时间的波动程度^[29],可以用来评估 2001—2019 年吉林省落叶松林 NPP 在时间序列上的稳定性(式(5—6)):

$$CV = \frac{\sigma}{\text{NPP}} \quad (5)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\text{NPP}_i - \overline{\text{NPP}})^2}{n - 1}} \quad (6)$$

式中, CV 为变异系数, σ 为标准差, $\overline{\text{NPP}}$ 是 n ($n=20$) 年 NPP 的平均值, i 表示第 i 年, NPP_i 为第 i 年的 NPP 值。 CV 越大,表明 NPP 随时间变动越大,反之则波动越小。

1.8 变化趋势分析

本文采用相关性分析法探究温度、降水与吉林省落叶松林 NPP 的相关性;采用线性回归分析,研究吉林省落叶松林 NPP 和气候因子的年际变化趋势^[30—31],回归方程斜率(β)代表研究区内落叶松林 NPP 随时间的变化趋势(式(7),参数含义同上)。当 $\beta > 0$ 时,表示 NPP 随时间变化呈上升趋势,反之,NPP 则呈下降趋势,其值的大小反映了 NPP 上升或下降的速率。并采用 P 值检验其相关性是否显著, $P > 0.05$ 为不显著, $P < 0.05$ 为显著, $P < 0.01$ 为极显著。

$$\beta = \frac{n \times \sum_{i=1}^n i \times \text{NPP}_i - \sum_{i=1}^n i \sum_{i=1}^n \text{NPP}_i}{n \times \sum_{i=1}^n i^2 - (\sum_{i=1}^n i)^2} \quad (7)$$

采用 Hurst 指数探究吉林省落叶松林 NPP 变化趋势的持续性,Hurst 指数是基于重标极差(R/S)的分析方法,用于定量描述 NPP 时间序列信息长期依赖性^[9,32]。任意一个 NPP 时间序列 $\{\text{NPP}_{(t)}\}$, t 为序列前 t 年,对于任意正整数其均值序列 $\overline{\text{NPP}_{(t)}}$:

$$\overline{\text{NPP}_{(t)}} = \frac{1}{t} \times \sum_{i=1}^t \text{NPP}_{(i)} \quad t = 1, 2, \dots, n (n=20) \quad (8)$$

其累计离差 $X_{(i,t)}$ 为:

$$X_{(i,t)} = \sum_{i=1}^t [\text{NPP}_{(i)} - \overline{\text{NPP}_{(t)}}] \quad 1 \leq i \leq t \quad (9)$$

极差 $R_{(t)}$ 定义为:

$$R_{(t)} = \max_{1 \leq i \leq t} X_{(i,t)} - \min_{1 \leq i \leq t} X_{(i,t)} \quad i = 1, 2, 3, \dots \quad (10)$$

标准差为 $S_{(t)}$ 定义为:

$$S_{(t)} = \left[\frac{1}{t} \times \sum_{i=1}^t (\text{NPP}_{(i)} - \overline{\text{NPP}_{(t)}})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad i = 1, 2, 3, \dots \quad (11)$$

$R_{(t)}$ 、 $S_{(t)}$ 和 t 满足一般关系式(式(12)):

$$R_{(t)}/S_{(t)} = c \times t^H \quad (12)$$

式中, c 为常数, $R_{(t)}/S_{(t)}$ 为重标极差, H 为 Hurst 指数, 能够反映 NPP 时间序列均值的累计离差随时间变化, 其值介于 0—1 之间, 可采用最小二乘法拟合求得。若 $H > 0.5$ 时, 表明该时间序列具有持续性, 即时间序列过去与未来有正的长期依赖性, 且 H 越接近 1 持续性越强; 若 $H = 0.5$, 表明该序列为随机序列, 即过去与未来没有任何相关性; 若 $H < 0.5$, 说明该时间序列具有反向持续性, 即过去减小的趋势可能会使未来出现增长趋势, 且 H 越接近 0 反持续性越强。

2 结果与分析

2.1 模型精度验证

将 LPJ 模型模拟的吉林省落叶松林 NPP 与 NPP 遥感数据和样地实测数据进行比较分析, 结果表明, LPJ 模型模拟的 2000—2019 年吉林省落叶松林 NPP 为 450—788 $\text{g C m}^{-2} \text{a}^{-1}$, 年均值为 592 $\text{g C m}^{-2} \text{a}^{-1}$, 年均增长率为 2.81%, 略大于 NPP 遥感数据的年均增长率(1.86%), 均值为 626 $\text{g C m}^{-2} \text{a}^{-1}$, 但无显著差异($P > 0.05$)。由表 1 可知, 2000—2019 年 LPJ 模拟值与 NPP 遥感数据的 MRE(10%) 和 MAE(50 $\text{g C m}^{-2} \text{a}^{-1}$) 均比与样地实测值的 MRE(41%) 和 MAE(168 $\text{g C m}^{-2} \text{a}^{-1}$) 小, 表明 LPJ 模型模拟值在年均值上与 NPP 遥感数据较接近。

表 1 精度评价表

Table 1 Table of precision evaluation

时间 Periods	方法 Methods	R	NPP 年均值 Annual mean NPP		样地尺度 Plot scale NPP	
			MRE/%	MAE/ ($\text{g C m}^{-2} \text{a}^{-1}$)	MRE/%	MAE/ ($\text{g C m}^{-2} \text{a}^{-1}$)
2009—2014	LPJ—实测 NPP	0.748	41	168	81	258
2000—2019	LPJ—遥感 NPP	0.662	10	50	22	133

MRE: 平均相对误差 Mean relative error; MAE: 平均绝对误差 Mean absolute error; NPP: 净初级生产力 Net primary productivity

对 LPJ 模型模拟值与实测值、NPP 遥感数据在样地尺度上的年均 NPP 进行精度验证(见表 1), 2000—2019 年各样地 LPJ 模型模拟年均 NPP 值与遥感数据有极显著相关性($R = 0.662, P < 0.01$), 2009—2014 年 LPJ 模型模拟年均 NPP 值与实测 NPP 亦极显著相关($R = 0.748, P < 0.01$); 2000—2019 年 LPJ 模拟与遥感数据的 MRE 和 MAE 较小, 两者结果相近, 而 2009—2014 年 LPJ 模拟值与实测值的 MRE 和 MAE 较大, 表明两者估算结果差异较大。这是因为实测值中未包含灌草的生产力且 LPJ 模拟中未考虑人类活动如新植和采伐等, 另一方面该实测值为 2009—2014 年各样地的平均值, 并非当年的实测值。

2.2 吉林省落叶松林 NPP 空间格局分布

2019 年吉林省落叶松林 NPP 空间分布存在较大差异(图 3), 吉林省北部和南部即吉林市和白山市落叶松林 NPP 较高, 高于 800 $\text{g C m}^{-2} \text{a}^{-1}$, 而东北部和东南部 NPP 较低, 普遍小于 600 $\text{g C m}^{-2} \text{a}^{-1}$, 一方面因为该区域海拔较高, 水热条件较差, 另一方面可能与该区域落叶松林多为幼龄林有关。LPJ 模拟吉林省落叶松林 NPP 年均值变化范围为 -13—47 $\text{g C m}^{-2} \text{a}^{-1}$ (图 3), 存在明显的空间异质性。2000—2019 年 NPP 增加的区域

占落叶松林面积的 63.5%, 北部区域近 20 年 NPP 增长较快, 高于 $40 \text{ g C m}^{-2} \text{ a}^{-1}$, 而抚松县、安图县等东南部少数样地 NPP 略有下降。

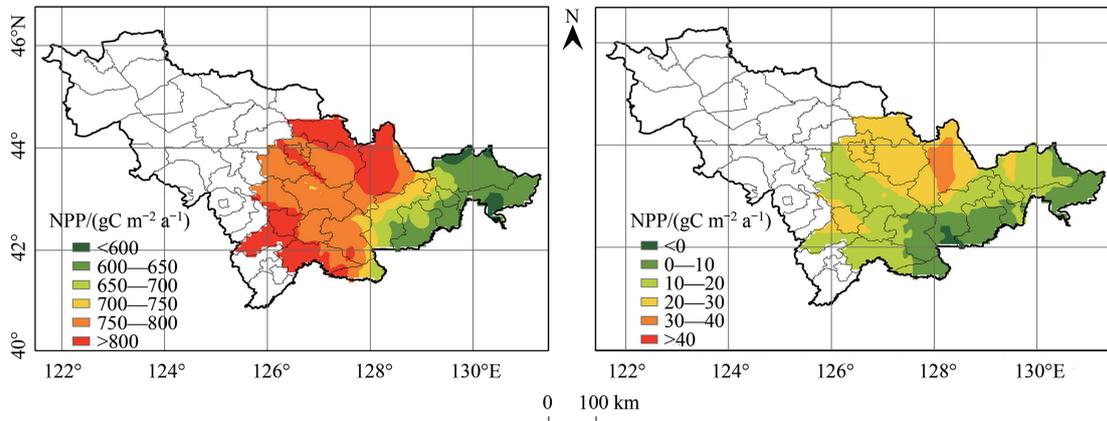


图3 2019年吉林省落叶松林NPP空间分布及2000—2019落叶松林NPP空间变化

Fig.3 Spatial distribution of *Larix* forests NPP in 2019 and spatial variation from 2000 to 2019

NPP: 净初级生产力 Net primary productivity

2.3 吉林省落叶松林 NPP 年际变化

分析 2000—2019 年吉林省落叶松林年均 NPP (如图 4), 与 NPP 遥感数据变化趋势一致, LPJ 模型模拟值随时间变化呈波动上升趋势, 线性趋势回归方程的 R^2 分别为 0.784 和 0.386。NPP 随时间变化整体上先减小后增加, 最小值出现在 2002 年, 为 $450 \text{ g C m}^{-2} \text{ a}^{-1}$, 可能是因为此前人类陡坡开荒以及城镇建设等无序活动导致植被退化严重, 此外, 落叶松正处于幼龄林阶段也是可能原因之一^[33]。

为了分析吉林省落叶松林 NPP 稳定性, 计算 2000—2019 年各样地落叶松林 NPP 的变异系数, 系统分析各样地落叶松林 NPP 时间波动特征。总体来看, NPP 变异系数为 0.07—2.33, 均值为 0.48, 吉林省落叶松林 NPP 整体上趋于稳定, 生态系统受自然灾害和人为干扰小, 处于正向演替状态。从局部看, 位于敦化市和汪清县范围内的落叶松林 NPP 变异系数较大 (图 5), 从图 2 可知, 该范围内落叶松林多为幼龄林, 平均 $CV(1.51)$ 明显大于其他各龄组平均 CV (约 0.1), 故其前后时期年均 NPP 差异较大。

为了解吉林省落叶松林 NPP 在 2000—2019 年的生长趋势及其强度, 本研究通过 β 值来分析 NPP 变化, 并进行 F 检验。结果表明, 吉林省落叶松林 NPP 近 20 年总体上处于显著增长趋势 ($\beta = 14.55, R^2 = 0.784, P < 0.05$, 图 4), 年均增长量为 $12.81 \text{ g C m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ 。这种增长趋势在不同龄组森林中不尽相同 (如图 6), 幼龄林 ($\beta = 48.43, R^2 = 0.837, P < 0.05$) 和中龄林 NPP ($\beta = 7.18, R^2 = 0.379, P < 0.05$) 增长趋势显著, 也佐证了幼龄林生长向好而导致其平均 CV 较大; 此外, 幼龄林 NPP 在近 20 年来小于其他龄组, 这也反映出吉林省东北部和东南部 NPP 较低的格局。而近熟林 ($\beta = -1.95, R^2 = 0.046, P > 0.05$) 和成熟林 ($\beta = -0.55, R^2 = 0.004, P > 0.05$) NPP 均稍有下降, 结合龄组分布, 可以解释空间格局中安图县等少数东南地区落叶松林的 NPP 有下降趋势这一现象。综上, 幼、中龄林是吉林省落叶松林 NPP 增长的主要贡献者。而根据《中国森林资源报告 (2014—

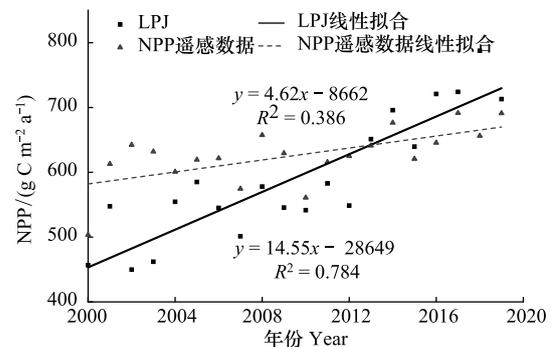


图4 LPJ 模型模拟的 2000—2019 年吉林省落叶松林 NPP 与 NPP 遥感数据年际变化

Fig.4 Interannual variation of *Larix* forests NPP simulated by LPJ model and NPP remote sensing data from 2000 to 2019

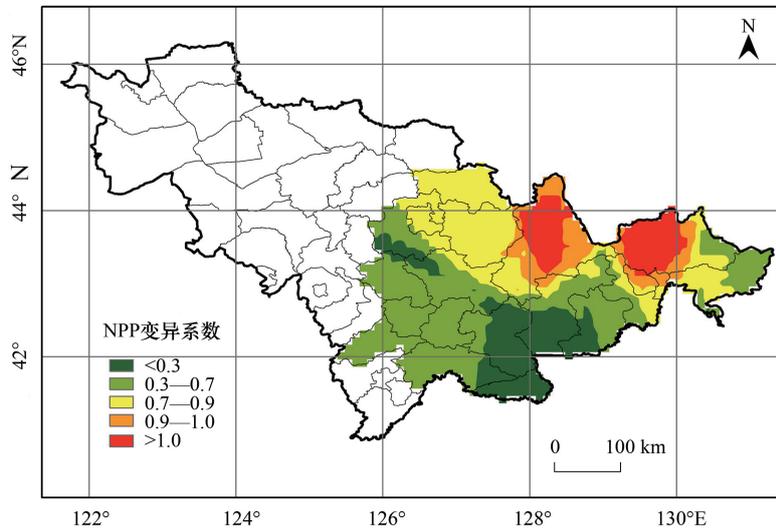


图 5 2000—2019 年吉林省落叶松林 NPP 变异系数

Fig.5 Coefficient of Variation of Larix forests NPP in Jilin Province from 2000 to 2019

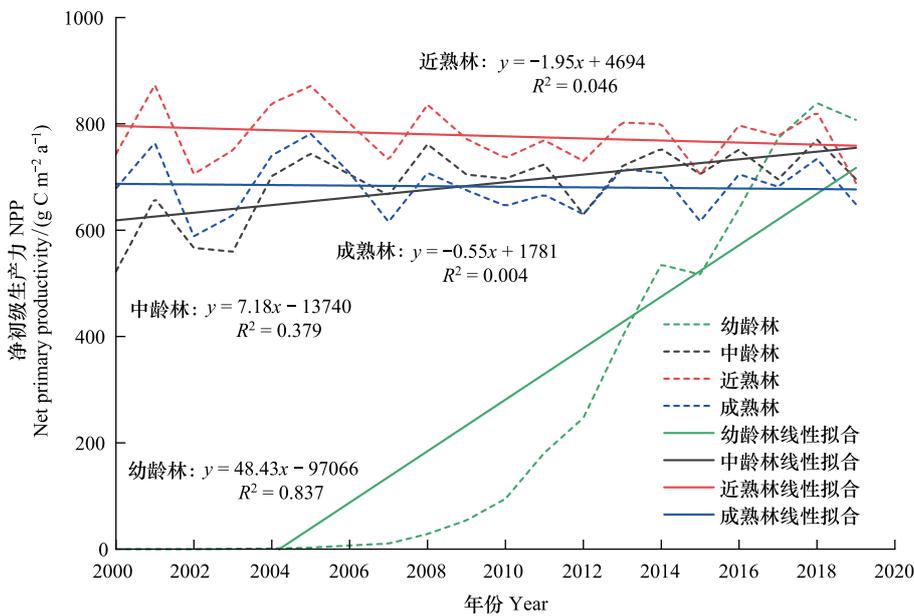


图 6 2000—2019 年吉林省落叶松林不同龄组 NPP 年际变化

Fig.6 Interannual variation of different age groups of Larix forests NPP in Jilin Province from 2000 to 2019

2018)》,吉林省落叶松林幼、中龄林面积占全省落叶松面积的 61.38%,因此,加强对幼、中龄林的经营管理,进一步提高森林质量至关重要。

吉林省落叶松林 NPP 的 Hurst 指数介于 0.441—0.849 之间,均值为 0.612,将 Hurst 指数结果划分为强持续性($0.75 < H \leq 1.00$)、弱持续性($0.50 < H \leq 0.75$)、不确定($H = 0.50$)、弱反持续($0.25 < H < 0.50$)和强反持续($0 < H \leq 0.25$),落叶松林 NPP 未来整体趋势为弱持续性,符合线性回归分析中 NPP 随时间变化缓慢增长趋势。各龄组 Hurst 指数大小依次为中龄林(0.849) > 幼龄林(0.618) > 近熟林(0.462) > 成熟林(0.441),可知中幼龄林 NPP 未来将持续上升,而成熟林和近熟林 NPP 未来变化趋势呈弱反持续性,由此可以判断未来吉林省落叶松林 NPP 呈增加趋势。

2.4 吉林省落叶松林 NPP 对气候变化的响应

分析 2000—2019 年吉林省落叶松林 NPP 与温度、降水的年际变化,年均温和年降水均随时间变化稍有上升趋势(图 7)。2000—2019 降水量波动较大,在 2010 年出现最大值;而温度是在 2010 年之前有较大波动,随后逐渐上升。

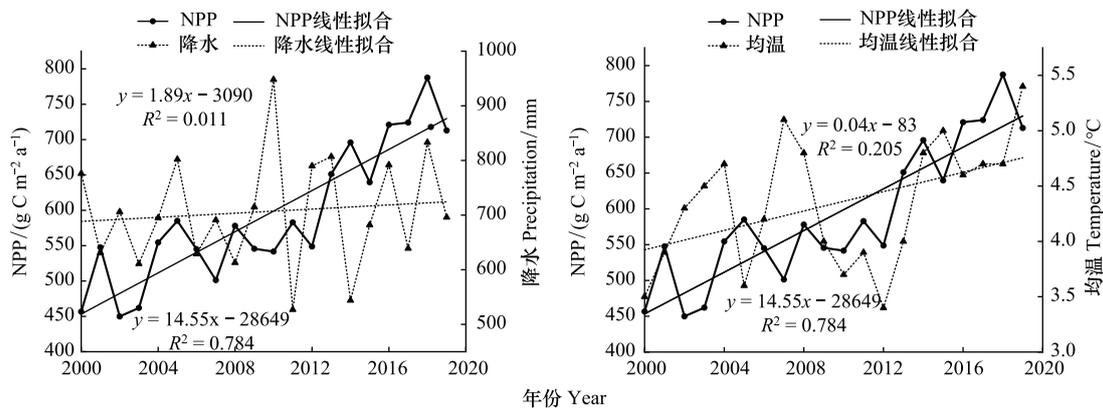


图 7 2000—2019 年吉林省落叶松林 NPP 与降水、温度的年际变化

Fig.7 Interannual variation of *Larix* forests NPP and precipitation and temperature from 2000 to 2019

分析 2000—2019 年吉林省落叶松林 NPP 对当年气候因子(温度、降水)以及生长季(5—10 月)气候之间的关系表明(如图 8),年均 NPP 与年总降水之间无显著相关性($R=0.063, P>0.05$),与年均温之间为显著正相关($R=0.446, P<0.05$)。NPP 与生长季降水量亦无显著相关性,但与生长季均温呈极显著正相关($R=0.673, P<0.01$)。总体上,在 2000—2019 年期间,温度比降水更能对模型模拟的吉林省落叶松林 NPP 的年际变化产生影响。

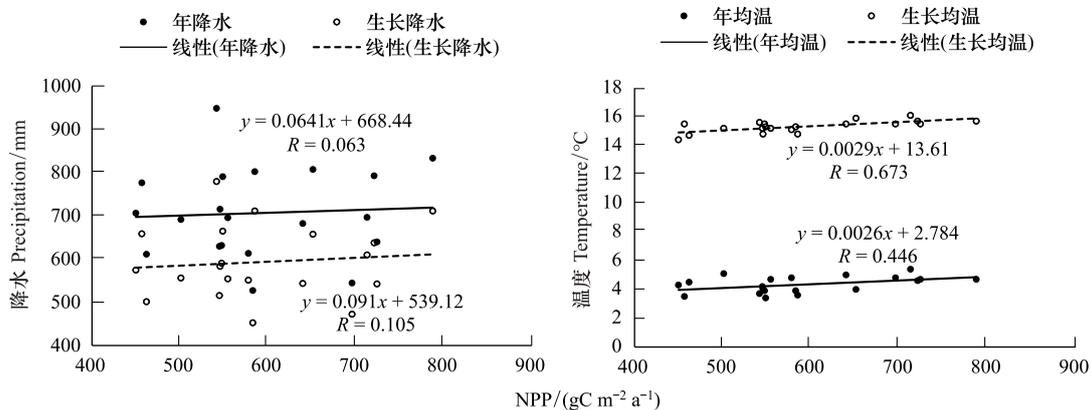


图 8 吉林省落叶松林 NPP 与降水、温度的相关性

Fig.8 Correlation between NPP and precipitation and temperature of *Larix* forests in Jilin Province

3 讨论

3.1 吉林省落叶松林 NPP 模拟

LPJ 模型模拟的吉林省植被分布与实际分布基本一致,落叶松林主要分布于吉林省东部山区和中部低山丘陵区,接近 NPP 实测值,模型模拟效果良好。对比其他方法对落叶松林 NPP 的模拟(见表 2),与 NPP 遥感数据接近且无显著差异,但略低于何丽鸿^[22]采用 BIOME-BGC 模型对东北地区长白落叶松林 1998—2010 年

净初级生产力的模拟值,同时其研究也表明,BIOME-BGC 模型模拟值较其样地实测 NPP 偏高,且模型的研究范围、参数设置以及数据源不同也会对模拟结果产生差异。此外,对比赵东升等^[3]利用 LPJ 模型对中国自然植被净初级生产力研究中长白山等森林地区的 NPP 为 600—700 g C m⁻² a⁻¹,与本研究结果基本一致。

表 2 2000—2019 年 LPJ 模型模拟落叶松林 NPP 与其他研究对比/(g C m⁻² a⁻¹)

Table 2 Comparison of LPJ model simulation of *Larix* forests NPP with other studies in 2000—2019

方法 Methods	时间 Periods	NPP 值范围 Range	NPP 年均值 Mean value	来源 Sources
LPJ 模型模拟 Simulated by LPJ model	2000—2019	450—788	592	本研究
NPP 遥感数据 NPP remote sensing data	2000—2019	503—691	626	MOD17A3H
BIOME-BGC 模型 Simulated by BIOME-BGC model	1988—2010	581—868	726	[22]

3.2 吉林省落叶松林 NPP 对气候变化的响应

本研究发现吉林省落叶松林 NPP 与年均温、生长季均温呈正相关,与降水则不显著,与何丽鸿^[22]利用 BIOME-BGC 模型对东北地区长白落叶松林 NPP 对气候变化的响应一致,但李洁等^[34]利用 CEVSA 模型模拟东北地区平均 NPP 与近 50 年的气候研究表明其与降水呈显著正相关。对比张凤英等^[35]对长江流域森林 NPP 对气候变化的响应发现,该区域内气温比降水更能对 NPP 产生影响,表明不同的地形地貌以及植被类型下的 NPP 对气候的响应不同。本研究以年为步长输出的 NPP 模拟值在与气候因子进行相关性分析时,将 NPP 年均值与温度、降水年平均值以及生长季的均温和降水进行分析,在相关性上并不十分显著,研究表明^[22],当月 NPP 与当月的气候存在显著相关性,可以考虑在以后的研究中将模拟的后几十年 NPP 以月值输出,以便更好的与气候因子进行分析。Ji 等^[7]对中国森林 NPP 与气候因子响应研究表明,NPP 与降水的相关性较大,其次是温度;而孔蕊等^[36]和 Liu 等^[37]分别对长江流域和广西森林 NPP 的研究中发现温度比降水更能对 NPP 产生重要影响,因此在研究 NPP 与气候的相关性时区分研究区是必要的。此外,模型中 NPP 的输出不光与温度、降水两个重要气候因子相关,还与最冷月气温、最暖月气温、年均相对湿度、日照时数、日照百分率等有关,研究表明^[38],利用主成分分析法分析草地生态系统碳储量的气候敏感性时,其敏感性顺序为年降水量>日照百分率>日照时数>3—5 月的降水量>最暖月气温>最冷月气温>年均温>6—8 月降水量,可见,对于草地生态系统来说,日照百分率比降水和温度对 NPP 的贡献率更大,但对于不同的森林生态系统是否也是这个贡献率排序,有待研究。

3.3 模拟的不确定性分析

由于数据的限制,本研究的结果可能存在一定的不确定性。首先,用于检验的实测数据在筛选的过程中,可能存在一定的误差;其次,LPJ 模型中部分生理生态参数参考了前人研究中的设置,在一定程度上对模拟结果产生影响;第三,模型未考虑人类活动对 NPP 模拟的影响,从而忽略了天然林保护工程等生态建设对 NPP 增长的积极作用,而考虑了人为因素的 NPP 遥感数据在近 20 年的均值大于 LPJ 模型模拟均值,也说明了这一点。第四,LPJ 模型模拟结果的分辨率为 0.1°×0.1°,而 NPP 遥感数据的分辨率为 500 m×500 m,样地的大小为 0.06 hm²,不同尺度数据之间的转换也给模拟结果带来一定差异。

LPJ 模型作为一个含有众多生理生态参数的生态过程模型,在针对更小尺度植被净初级生产力进行估算时,需考虑研究区的地形地貌、气候属性以及研究物种本身生理生态属性因地因种的改进模型,例如,根据区域内不同优势树种针对性的改进其平均个体属性,如平均单株树木叶面积与边材横截面积的关系,胸径与树高、冠幅的关系,以及四个活组织碳库(叶、细根、边材、心材)的生物量分配,以使模型有更好的局地适用性和更高的精确度,也是今后研究方向之一。

4 结论

本文基于 2000—2019 年吉林省及其 100 km 缓冲区内 41 个气象站点资料采用 LPJ 模型模拟了 2000—

2019 年吉林省落叶松林近 20 年的净初级生产力时空变化及其对气候因子的响应,结论如下:

(1) LPJ 模型模拟吉林省落叶松林 2000—2019 年 NPP 与样地实测值极显著相关 ($R=0.748, P<0.01$), 可以用于模拟吉林省落叶松林的 NPP。2000—2019 年年均 NPP 为 $592 \text{ g C m}^{-2} \text{ a}^{-1}$, 年均增长率为 2.81%, 随时间推移呈现波动增长的趋势 ($\beta=14.55, R^2=0.784$)。最大值出现在 2018 年, 为 $788 \text{ g C m}^{-2} \text{ a}^{-1}$, 最小值为 2002 年的 $450 \text{ g C m}^{-2} \text{ a}^{-1}$, 与遥感数据无显著差异。

(2) 除幼龄林外, 2000—2019 年吉林省落叶松林 NPP 在时间上趋于稳定, NPP 变异系数为 0.07—2.33, 均值为 0.48, 整体波动较小。Hurst 指数介于 0.441—0.849 之间, 均值为 0.612, 未来吉林省落叶松林 NPP 呈增加趋势。

(3) 吉林省落叶松林 NPP 存在明显的空间异质性, 吉林省北部和南部区域 NPP 较高 (大于 $800 \text{ g C m}^{-2} \text{ a}^{-1}$), 也是近 20 年 NPP 增长较快的区域, 东北部和东南部边界 NPP 则较低, 普遍小于 $600 \text{ g C m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ 。

(4) 2000—2019 年吉林省落叶松林年均 NPP 与年总降水和生长季降水量之间均不显著 ($P>0.05$), 与年均温之间为显著正相关 ($P<0.05$), 与生长季均温之间为极显著正相关 ($P<0.01$)。该阶段内年均温比年降水量更能对吉林省落叶松林 NPP 的年际变化产生影响。

参考文献 (References):

- [1] Sallaba F, Lehsten D, Seaquist J, Sykes M T. A rapid NPP meta-model for current and future climate and CO₂ scenarios in Europe. *Ecological Modelling*, 2015, 302: 29-41.
- [2] 陈卓奇, 邵全琴, 刘纪远, 王军邦. 基于 MODIS 的青藏高原植被净初级生产力研究. *中国科学: 地球科学*, 2012, 42(3): 402-410.
- [3] 赵东升, 吴绍洪, 尹云鹤. 气候变化情景下中国自然植被净初级生产力分布. *应用生态学报*, 2011, 22(4): 897-904.
- [4] 梁妙玲, 谢正辉. 我国气候对植被分布和净初级生产力影响的数值模拟. *气候与环境研究*, 2006, 11(5): 582-592.
- [5] 董利虎. 东北林区主要树种及林分类型生物量模型研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2015: 160.
- [6] Thakur T K, Swamy S L, Bijalwan A, Dobriyal M J R. Assessment of biomass and net primary productivity of a dry tropical forest using geospatial technology. *Journal of Forestry Research*, 2019, 30(1): 157-170.
- [7] Ji Y H, Zhou G S, Luo T X, Dan Y, Zhou L, Lv X M. Variation of net primary productivity and its drivers in China's forests during 2000-2018. *Forest Ecosystems*, 2020, 7: 15.
- [8] 赵苗苗, 赵娜, 刘羽, 刘熠, 岳天祥. 森林碳计量方法研究进展. *生态学报*, 2019, 39(11): 3797-3807.
- [9] 崔博超, 郑江华, 吐尔逊·哈斯木, 段素素, 杜梦洁. 塔里木河流域草地净初级生产力时空分异特征研究. *草业学报*, 2020, 29(6): 1-13.
- [10] 孙静, 范文义, 于颖, 王斌, 陈晨. 基于 InTEC 模型的塔河森林净初级生产力影响因子定量分析. *应用生态学报*, 2019, 30(3): 793-804.
- [11] Jiang Y Y, Zhuang Q L, Sitch S, O'Donnell J A, Kicklighter D, Sokolov A, Melillo J. Importance of soil thermal regime in terrestrial ecosystem carbon dynamics in the circumpolar north. *Global and Planetary Change*, 2016, 142: 28-40.
- [12] 孙国栋. LPJ 模型对 1981—1998 年中国区域潜在植被分布和碳通量的模拟. *气候与环境研究*, 2009, 14(4): 341-351.
- [13] Sakschewski B, von Bloh W, Boit A, Rammig A, Kattge J, Poorter L, Peñuelas J, Thonicke K. Leaf and stem economics spectra drive diversity of functional plant traits in a dynamic global vegetation model. *Global Change Biology*, 2015, 21(7): 2711-2725.
- [14] Renwick K M, Fellows A, Flerchinger G N, Lohse K A, Clark P E, Smith W K, Emmett K, Poulter B. Modeling phenological controls on carbon dynamics in dryland sagebrush ecosystems. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2019, 274: 85-94.
- [15] Sitch S, Smith B, Prentice I C, Arneth A, Bondeau A, Cramer W, Kaplan J O, Levis S, Lucht W, Sykes M T, Thonicke K, Venesky S. Evaluation of ecosystem dynamics, plant geography and terrestrial carbon cycling in the LPJ dynamic global vegetation model. *Global Change Biology*, 2003, 9(2): 161-185.
- [16] Smith B, Prentice I C, Sykes M T. Representation of vegetation dynamics in the modelling of terrestrial ecosystems; comparing two contrasting approaches within European climate space. *Global Energy and Biogeography*, 2001, 10(6): 621-637.
- [17] 王新闻, 齐光, 于大炮, 周莉, 代力民. 吉林省森林生态系统的碳储量、碳密度及其分布. *应用生态学报*, 2011, 22(8): 2013-2020.
- [18] 范春楠, 韩士杰, 郭忠玲, 郑金萍, 程岩. 吉林省森林植被固碳现状与速率. *植物生态学报*, 2016, 40(4): 341-353.
- [19] Tang J, Yurova A Y, Schurgers G, Miller P A, Olin S, Smith B, Siewert M B, Olefeldt D, Pilesjö P, Poska A. Drivers of dissolved organic carbon export in a subarctic catchment: importance of microbial decomposition, sorption-desorption, peatland and lateral flow. *Science of the Total Environment*, 2018, 622-623: 260-274.

- [20] 韩士杰, 王庆贵. 北方森林生态系统对全球气候变化的响应研究进展. 北京林业大学学报, 2016, 38(4): 1-20.
- [21] 王玉辉, 周广胜, 蒋延玲, 杨正宇. 基于森林资源清查资料的落叶松林生物量和净生长量估算模式. 植物生态学报, 2001, 25(4): 420-425.
- [22] 何丽鸿. 东北地区长白落叶松林净初级生产力对气候变化的响应[D]. 北京: 北京林业大学, 2015.
- [23] 解雅麟, 王海燕, 雷相东. 基于过程模型的气候变化对长白落叶松人工林净初级生产力的影响. 植物生态学报, 2017, 41(8): 826-839.
- [24] Dong L H, Zhang L J, Li F R. Developing additive systems of biomass equations for nine hardwood species in Northeast China. *Trees*, 2015, 29(4): 1149-1163.
- [25] Wang C K. Biomass allometric equations for 10 co-occurring tree species in Chinese temperate forests. *Forest Ecology and Management*, 2006, 222(1/3): 9-16.
- [26] 邓蕾, 上官周平. 基于森林资源清查资料的森林碳储量计量方法. 水土保持通报, 2011, 31(6): 143-147.
- [27] 方精云, 刘国华, 徐嵩龄. 我国森林植被的生物量和净生产量. 生态学报, 1996, 16(5): 497-508.
- [28] Li H, Renssen H, Roche D M. Global vegetation distribution driving factors in two Dynamic Global Vegetation Models of contrasting complexities. *Global and Planetary Change*, 2019, 180: 51-65.
- [29] 刘恒, 汤弟伟, 宋鄂平, 常胜. 2000-2015 年武陵山区植被净初级生产力的时空动态特征及其驱动因子. 水土保持研究, 2020, 27(6): 218-225.
- [30] 王新闯, 王世东, 张合兵. 基于 MOD17A3 的河南省 NPP 时空格局. 生态学杂志, 2013, 32(10): 2797-2805.
- [31] 李婷婷, 马超, 郭增长. 2004-2015 年贺兰山自然保护区植被 NPP 时空变化与气候响应. 水土保持研究, 2020, 27(6): 254-261.
- [32] LIU X Z, Zhu X F, Pan Y Z, Li S S, Ma Y Q, Nie J. Vegetation dynamics in Qinling-Daba Mountains in relation to climate factors between 2000 and 2014. *Journal of Geographical Sciences*, 2016, 26(1): 45-58.
- [33] 李梦颖. 汪清地区森林生物量遥感估测及空间分布格局研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2017.
- [34] 李洁, 张远东, 顾峰雪, 黄玫, 郭瑞, 郝卫平, 夏旭. 中国东北地区近 50 年净生态系统生产力的时空动态. 生态学报, 2014, 34(6): 1490-1502.
- [35] 张凤英, 张增信, 田佳西, 黄日超, 孔蕊, 朱斌, 朱敏, 王益明, 陈喜. 长江流域森林 NPP 模拟及其对气候变化的响应. 南京林业大学学报: 自然科学版, 2021, 45(1): 175-181.
- [36] 孔蕊, 张增信, 张凤英, 田佳西, 朱斌, 朱敏, 王益明. 长江流域森林碳储量的时空变化及其驱动因素分析. 水土保持研究, 2020, 27(4): 60-66.
- [37] Liu H Y, Zhang M Y, Lin Z S. Relative importance of climate changes at different time scales on net primary productivity—a case study of the Karst area of northwest Guangxi, China. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2017, 189(11): 539.
- [38] 王建林, 常天军, 李鹏, 成海宏, 方华丽. 西藏草地生态系统植被碳贮量及其影响因子分析. 水土保持学报, 2008, 22(3): 120-125.

附表 1 落叶松林参数

Appendix 1 Parameters of *Larix* forests

参数 Parameters	值 Value
叶类型:阔叶,针叶,草 Leaf type: broadleaved, needleleaved or grass	2
物候:常绿,夏绿,雨绿,其他类型 Phenology type: evergreen, summergreen, raingreen, any type	2
上层土壤细根分数 Fraction of roots in upper soil layer	0.9
植物光合作用途径 C4 或 C3 Plants with C4 or C3 photosynthetic pathway	0
叶片因干旱而脱落的水标量值 Water scalar value at which leaves shed by drought deciduous PFT	0
无光合作用时最小冠层导度 Canopy conductance component not associated with photosynthesis/(mm/s)	0.3
维持呼吸系数 Maintenance respiration coefficient	1.2
可燃性阈值 Flammability threshold	0.35
叶最大氮含量 Maximum foliar N content/(mg/g)	100
耐火指数 Fire resistance index	0.12
叶更新速率 Leaf turnover period/a	1
叶寿命 Leaf longevity/a	0.4
边材周转速率 Sapwood turnover period/a	20
细根周转速率 Root turnover period/a	1
叶碳氮比 Leaf C:N mass ratio	29
边材碳氮比 Sapwood C:N mass ratio	330
细根碳氮比 Root C:N mass ratio	29
无水压下叶根转换率 Leaf to root ratio under non-water stressed conditions	1
夏绿植被生长至全叶覆盖所需基于 5℃ 积温 Summergreen phenology ramp, GDD requirement to grow full leaf canopy/℃	100
最大冠幅 Tree maximum crown area/m ²	15
幼苗叶面积指数 Sapling LAI	1.5
CO ₂ 吸收的低温限制 Low temperature limit for CO ₂ uptake/℃	-4
最适光合作用温度下限 Lower range of temperature optimum for photosynthesis/℃	15
最适光合作用温度上限 Upper range of temperature optimum for photosynthesis/℃	25
CO ₂ 吸收的高温限制 High temperature limit for CO ₂ uptake/℃	38
20 年最冷月最低平均温度 Minimum coldest monthly mean temperature/℃	-1000
20 年最冷月最大平均温度 Maximum coldest monthly mean temperature/℃	-13
生长所需基于 5℃ 的最小积温 Minimum growing degree days/℃	350
夏绿植被叶生长所需最低温度 Minimum temperature for summergreen PFT leaf growth/℃	2
20 年平均最暖月-最冷月之差温度下限 20-year average min warmest-coldest month temperature range/℃	35
最大日蒸腾率 Daily max transpiration rate	5
截留系数 Interception coefficient	0.06

PET: 植物功能型 Plant function type; GDD: 生长度日 Growing degree-days; LAI: 叶面积指数 Leaf area index