doi:10. 3969/j. issn. 1006-8023. 2024. 01. 009

基于 BEPS 模型的塞罕坝植被净初级生产力时空变化分析研究

包志意[1],范文义[1,2*]

(1. 东北林业大学 林学院,哈尔滨 150040;2. 森林生态系统可持续经营教育部重点实验室(东北林业大学),哈尔滨 150040)

摘　要:叶面积指数(leaf area index ,LAI)是北部生态系统生产力模拟模型(boreal ecosystem productivity simulator,BEPS)的关键驱动数据,获取高精度 LAI 对区域森林生态系统碳循环十分重要,然而当前大多研究采用的 MODIS LAI 产品缺乏可信度。为此,基于 LAI 动态模型、PROSAIL 辐射传输模型和层状贝叶斯网络(Hierarchical Bayesian Network, HBN)构建数据同化系统,获得空间分辨率为 20 m 的 LAI 数据,驱动 BEPS 模型,模拟塞罕坝机械林场 2011—2021 年的植被净初级生产力(Net Primary Productivity, NPP),并对 NPP 时空变化特征及影响因子进行分析。结果表明,基于贝叶斯同化方法获得的高分辨率 LAI 数据极大提高了 MODIS LAI 产品的精度;基于同化后的 LAI 数据驱动 BEPS 模型获取模拟森林 NPP,与样地实测数据计算 NPP 间相关性较高($R^2=0.77$);2011—2021 年塞罕坝机械林场植被 NPP 平均值为 307.4 g/(m^2 · a),森林 NPP 呈现平稳增长趋势;不同植被类型模拟 NPP 存在较大差异,针叶林、落叶林及混交林模拟 NPP 分别为 484.9、402.4、287.9 g/(m^2 · a);植被 NPP 与温度因子相关性较高,偏相关系数为 0.2~0.8,而植被 NPP 与降水量的相关性总体而言相对较低,其偏相关系数为-0.3~0.4,在该地区降水量对植被 NPP 的影响较低,温度为该地区 NPP 变化的主导因子。研究结果可获取高空间分辨率的 LAI 数据,为森林生态系统碳循环的精准时空模拟提供依据。

关键词:塞罕坝;叶面积指数;BEPS 模型;植被净初级生产力

中图分类号:S718. 55　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1006-8023(2024)01-0074-11

Analysis of Spatial and Temporal Variation of Vegetation Net Primary Productivity in Saihanba Based on BEPS Model

BAO Zhiyi[1],FAN Wenyi[1,2*]

(1. College of Forestry, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China;2. Key Laboratory of Forest Ecosystem Sustainable Management of Ministry of Education, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China)

Abstract:Leaf area index (LAI) is the key driving data of BEPS model, and it is important to obtain high accuracy LAI for regional forest ecosystem carbon cycle, however, the MODIS LAI products used in most current studies lack credibility. To this end, this study constructed a data assimilation system based on LAI dynamic model, PROSAIL radiative transfer model and Hierarchical Bayesian Network (HBN) to obtain LAI data with a spatial resolution of 20 m to drive the BEPS model and simulate the vegetation net primary productivity (NPP) of Saihanba Mechanical Forest during 2011—2021, and the spatial and temporal variation of NPP and the influencing factors of NPP were analyzed. The results showed that the high-resolution LAI data obtained based on Bayesian assimilation method greatly improved the accuracy of MODIS LAI products; the correlation between the simulated forest NPP obtained from BEPS model driven by assimilated LAI data and the NPP calculated from the sample plots was high ($R^2=0.77$); the mean value of vegetation NPP in Saihanba Mechanical Forest during 2011—2021 was 307.4 g/(m^2 · a), and the NPP of forest showed a steady growth trend; the simulated NPP of different vegetation types were different, and the simulated NPP of coniferous, deciduous and mixed forests were 484.9, 402.4, 287.9 g/(m^2 · a); the correlation between vegetation NPP and temperature factor was high, and the bias correlation coefficient was 0.2-0.8, while the correlation between vegetation NPP and precipitation was relatively low in general, with bias correlation coefficients of -0.3-0.4. The influence of precipitation on vegetation NPP was low in this region, and temperature was the dominant factor of NPP variation in this region. In this study, high spatial resolution LAI data were obtained to provide a basis for accurate spatial and temporal simulation of the carbon cycle in forest ecosystems.

Keywords:Saihanba; leaf area index; BEPS model; vegetation net primary productivity

收稿日期:2023-05-04

基金项目:国家自然科学基金(31971654)。

第一作者简介:包志意,硕士研究生。研究方向为林业遥感。E-mail: 15947411897@163. com

*通信作者:范文义,博士,教授。研究方向为林业遥感。E-mail: fanwy@163. com

引文格式:包志意,范文意. 基于 BEPS 模型的塞罕坝植被净初级生产力时空变化分析研究[J]. 森林工程,2024,40(1):74-84.

BAO Z Y, FAN W Y. Analysis of spatial and temporal variation of vegetation net primary productivity in Saihanba based on BEPS model[J]. Forest Engineering, 2024, 40(1):74-84.

0　引言

植被净初级生产力(Net Primary Productivity, NPP)定义为在单位时间、单位面积内植被利用光合作用所固定的有机物总量与自养呼吸消耗的差值,通过植被与外界环境因子相互作用下所产生[1]。NPP 是反映植被的生产能力和生态过程的指标,用以评价生态系统植被质量状况和区域生态系统功能[2-3]。

模拟 NPP 的方法包括实测法和模型模拟法。实测法的优点是可以准确估算出样地 NPP,但难以实现对大区域 NPP 的估算。而模型模拟法可以结合遥感数据,实现对大区域 NPP 的估算[4]。模型模拟可归纳为统计模型、生态系统过程模型和光能利用率模型 3 大类[5]。统计模型估算 NPP 比较简单但误差相对较大[6],光能利用率模型无法解释 NPP 变化的生理生态学机制,而生态过程模型能准确详细地描述植被的生理机制问题,模拟结果也较为准确。生态过程模型中目前应用广泛且具有代表性的为 BEPS 模型(boreal ecosystem productivity simulator)。BEPS 模型是在 FOREST-BGC 模型基础上进行不断改进,发展形成的一种应用广泛的模型,最初使用 1 km 分辨率的 MODIS 数据为主要驱动数据模拟了加拿大陆地净初级生产力,解决了时间和空间上的尺度转换问题[7]。近年来,BEPS 模型在植被 NPP 模拟方面得到了广泛应用,如 Feng 等[8]利用 BEPS 模型对全国范围内的植被生态环境净初级生产力进行模拟。王培娟等[9]利用地形修正对 BEPS 模型改进后,对长白山林区净初级生产力进行了模拟估测。Mo 等[10]利用集合卡尔曼滤波改进 BEPS 模型参数,成功降低了模型模拟的误差。毛学刚等[11]通过平滑处理的 MODIS LAI 产品结合日步长的气象数据以及土壤数据驱动 BEPS 模型,模拟了东北林区森林生态系统碳循环,并在研究中以不同方法对模型模拟精度进行验证[12-13]。

在以往的森林生产力模拟研究中,由于用于驱动模型的 LAI 数据缺乏可信度,导致模型模拟结果存在较大误差[14]。叶面积指数(Leaf Area Index, LAI)定义为单位地表面积绿叶总面积的一半,对植物生理过程以及生态系统生产力的形成有着重要影响[15-16],是碳循环模拟的重要驱动数据[17-18],获得高分辨率时间序列 LAI 数据是准确模拟区域碳循环的关键。但从单一时相遥感数据中反演 LAI,难以获取长时间序列 LAI[17],MODIS 卫星遥感提供 LAI 产品又存在噪声大、在时间序列上波动较大等缺陷。因此,获取高精度的 LAI 数据对于区域生态系统生产力的精确模拟变得尤为重要。越来越多的学者采用数据同化方法获取高分辨率 LAI 数据,如李雪建等[19]通过双集合卡尔曼滤波同化 MODIS LAI 时间序列数据,极大地提高了 MODIS LAI 的产品精度。Xing 等[20]利用 HBN 同化 1 km 分辨率的 MODIS LAI 和 250 m 分辨率的 MODIS 反射率数据,获得了高精度多分辨率的 LAI 数据。

综上所述,LAI 数据作为 BEPS 模型的一个关键输入参数,在以往研究中大多采用 MODIS LAI 产品,其存在空间分辨率低、混合像元较多以及区域应用中出现明显高估或低估现象等问题,如何获取可信度和时空分辨率更高的 LAI 数据变得尤为重要。因此,本研究以塞罕坝机械林场为研究对象,以 2021 年 MODIS LAI 时间序列产品和 Sentinel-2 反射率数据为数据源,基于 LAI 动态模型、PROSAIL 辐射传输模型和层状贝叶斯网络(Hierarchical Bayesian Network, HBN)构建数据同化系统,获得 LAI 高时空分辨率数据,然后将同化的高时空分辨率 LAI 作为输入数据驱动 BEPS 模型,实现对塞罕坝地区植被净初级生产力时空变化及影响因素的精准模拟与分析,为植被生态系统碳循环的时空模拟提供更精确的叶面积指数数据,为今后塞罕坝森林合理经营管理、科学规划提供技术支撑。

1　研究区与数据源

1.1　研究区概况

塞罕坝机械林场位于河北省承德市围场满族蒙古族自治县最北部区域,东边与围场县 4 个乡相连;南边与河北省御道口牧场相接壤;北边与克什克腾旗,西边与多伦县相连。中心地理位置(42°22′~42°31′N, 116°53′~117°31′E),海拔 1 010 ~1 939.9 m。塞罕坝地处典型的森林草原交错带,主要树种为樟子松(*Pinus sylvestris* var. *mongolica*)、硕桦(*Betula costata*)、油松(*Pinus tabuliformis*)、云杉(*Picea asperata*)、柞树(*Quercus mongolica*)、椴树(*Tilia tuan*)、华北落叶松(*Larix gmelinii*)、山杨(*Populus davidiana*)和色木槭(*Acer pictum*)等,如图 1 所示。

1.2　遥感数据收集与处理

1.2.1　MODIS 数据

MOD15A2 是 500 m 空间分辨率的 MODIS LAI 产

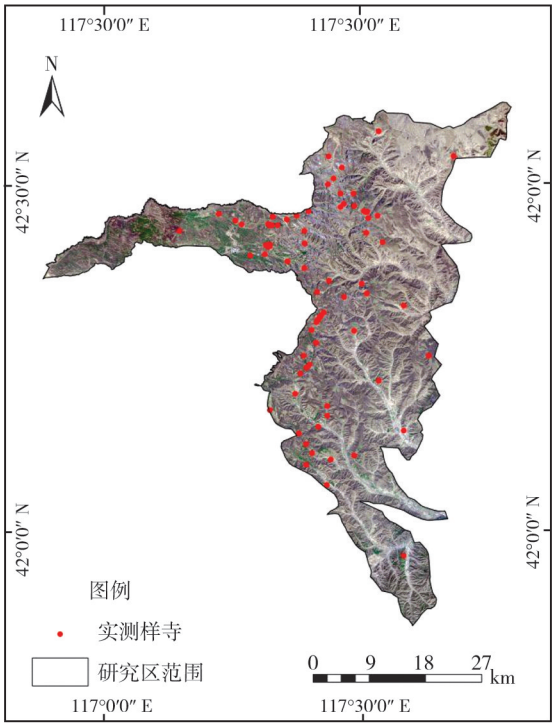


图 1 研究区地理位置及样点分布

Fig. 1 Geographical location and distribution of sampling points in the study area

品,每 8 d 合成 1 次,每年有 46 个数据点。在 NASA 网站(https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/)下载了 2021 年全年的 MODIS LAI 产品。通过使用 MODIS 重投影工具(MRT)软件,将其重投影至 WGS-84 坐标系,空间分辨率为 500 m×500 m。使用 ENVI 5.3 对研究区域进行裁剪,并提取了 LAI 值。最后,使用 Savitzky-Golay(SG)滤波算法,以减少数据噪声和消除异常。SG 平滑后的 LAI(MODIS_SG_LAI)被用作贝叶斯层状网络(HBN)的初始输入数据。

1.2.2 Sentinel-2 数据

Sentinel-2 是由 2 颗卫星组成的星座,带有多光谱仪器(MSI),MSI 对 13 个光谱波段进行采样。4 个具有 10 m 空间分辨率的波段,6 个具有 20 m 空间分辨率的波段和 3 个具有 60 m 空间分辨率的波段,3 个植被红边波段在准确监测植被生长和获得相关参数方面起着主导作用。哨兵-2 可以在哥白尼开放存取网站上免费下载。本研究中下载了 2021 年共计 16 组数据。并由 Sen2cor 工具(http://step.esa.int/main/snap-supported-plugins/sen2cor/)进行大气校正,以减少采集时大气条件的影响。采集时的大气条件的影响降到最低,利用 SNAP(http://step.esa.int/main/download/snap-download/)工具对数据进行重新取样,用最近的邻居方法将数据取为 20 m 的像素大小,并重新投影到 WGS-84 坐标系。

1.2.3 气象数据

本研究所使用的气象数据为逐日降水量、最高温度、最低温度、太阳辐射以及相对湿度等。以上数据由“国家青藏高原科学数据中心”下载。对气象数据插值采用的是克里金插值的方法,得到塞罕坝机械林场区域 2010、2015、2021 的 1 km 空间分辨率的逐日气象数据插值数据。

1.2.4 土壤有效持水量数据

数据采用的是南京土壤研究所(http://www.soil.csdb.cn)制作的土壤类型数据,投影方式为等积圆锥投影。首先将中图土壤类型数据进行裁切获得塞罕坝土壤类型矢量图,然后把土壤类型矢量图根据中国土壤类型分类编码与美国土壤分类系统编码的对应关系转换为美国土壤分类系统分类标准的土壤质地矢量图,其次,将转化后的土壤质地类型图根据土壤有效持水量与土壤质地间的联系把土壤质地图转换为土壤有效持水量图,最后将土壤有效持水量矢量数据转换成空间分辨率为 1 km 栅格数据。

1.2.5 模型精度验证数据

验证数据来自塞罕坝机械林场 2020 年二类调查数据以及 2021 年外业测量数据。对样地内树木进行每木检尺调查,测量并记录胸径和树高等样地信息。

1.2.6 土地覆盖数据

研究区土地覆盖类型数据是模型重要输入数据,其决定着不同植被类型的生理参数。本研究中的土地覆盖类型数据采用中国科学院资源环境科学与数据中心(https://www.resdc.cn/)公开的土地利用现状遥感监测数据,分辨率为 30 m。将研究区地类分为耕地、草地、水域、结社用地、裸露土地、落叶林、针叶林和混交林,如图 2 所示。

2 研究方法

本研究采用的北部生态系统生产力模拟模型(boreal ecosystem productivity simulator, BEPS)是在 FOREST-BGC[21]模型基础上发展起来的遥感机理模型[22-23],BEPS 模型主要由土壤光合作用模型、气孔导度模型、水分平衡模型和自养呼吸作用模型等 4 个部分组成。Liu 等[18,24-25]和 Bruand 等[22]后来对 BEPS 模型继续完善。时间尺度扩展是利用叶片尺度的瞬时光合作用将分为阳叶和阴叶的森林冠层叶片通过日积分计算日光合作用实现,空间尺度扩展是基于将叶片分为阳叶和阴叶并分别模拟叶片的辐射收支实现,获取植被总初级生产力(GPP)与植被自养呼吸的差值等于植被 NPP[26-28]。

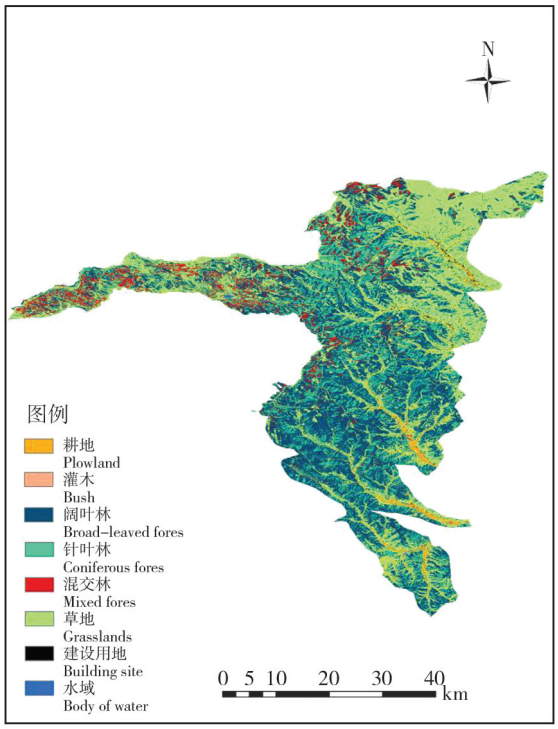


图 2　研究区土地覆盖类型图

Fig. 2 Land cover type map of the study area

研究中 LAI 数据的同化是以空间分辨率为 500 m 的 MODIS LAI 和空间分辨率为 20 m 的 sentinel-2 反射率数据为基础数据,由 LAI 动态模型,PROSAIL 模型与层状贝叶斯网络算法组成的同化系统实现高空间分辨率 LAI 数据的同化。然后将同化后的 LAI 数据结合气象数据、土地覆盖类型数据、土壤有效持水量数据输入并驱动 BEPS 模型,模拟塞罕坝植被净初级生产力。

2.1　LAI 同化方法

2.1.1　LAI 动态模型

本研究中使用 LAI 动态模型获得 LAI_{t+1} 来描述 LAI 随时间的动态变化,LAI 动态模型是由 Dickinson 等[29]提出的半经验模型,模型得出结果用于模拟树冠反射率并参与多尺度 LAI 同化[19,30-31]。

$$L_{\mathrm{AI}_{t+1}} = L_{\mathrm{AI}_t} + \int_t^{t+1} \frac{\mathrm{d}L}{\mathrm{d}t}\mathrm{d}t - L_t \cdot L_{\mathrm{AI}_t}。 \quad (1)$$

$$\frac{\mathrm{d}L}{\mathrm{d}t} = \lambda_0 \cdot R(L'_{\mathrm{AI}_t}) \cdot L_0 \cdot (1 - \exp(-c \cdot L_{\mathrm{AI}_t}))。 \quad (2)$$

式中:L_{AI_t} 和 $L_{\mathrm{AI}_{t+1}}$ 表示 t 和 $t+1$ 时刻的叶面积指数;$R(L'_{\mathrm{AI}_t})$ 是平滑函数;L'_{AI_t} 表示 LAI 归一化值;L_0 为最大 LAI;L_t 为叶片凋落率;参数 c 取值为 0.5;参数 L_0、λ_0 和 L_t 由多次拟合得出。

2.1.2　PROSASIL 模型

PROSAIL 模型是先进的冠层反射率模型,该模型将 PROSPECT 模型与 SAIL 模型相结合。模型能精确地模拟冠层反射率[19-20,30-31]。

$$(\rho,\tau) = \mathrm{PROSAIL}(N, C_{\mathrm{ab}}, C_{\mathrm{ar}}, C_{\mathrm{m}}, C_{\mathrm{w}})。 \quad (3)$$

$$\rho_c = 4\mathrm{SAIL}(L_{\mathrm{AI}}, \rho, \tau, H, P_{\mathrm{soil}}, \theta_{\mathrm{V}}, \theta_{\mathrm{t}}, \varphi)。 \quad (4)$$

式中:ρ 为叶片反射率;τ 为叶片透光率;ρ_c 为模拟冠层反射率;4SAIL 代表 4 尺度模型,其他参数见表 1。

表 1　PROSAIL 模型输入参数设置

Tab. 1 The parameters of PROSAIL model

	参数 Parameters	符号 Symbols	单位 Unit	模型参数 Model parameters
PROSPECT5	叶片结构参数 Leaf structure parameter	N		1∶0.01∶2.5
	叶绿素含量 Chlorophyll content	c_{ab}	$\mu g \cdot m^{-2}$	10∶1∶70
	类胡萝卜素 Carotenoid content	c_{ar}	$\mu g \cdot cm^{-2}$	0∶5∶30
	叶片含水量 Leaf water content	c_{w}	$g \cdot cm^{-2}$	0.001∶0.005∶0.015
	干物质含量 Dry matter content	c_{m}	$g \cdot cm^{-2}$	0.001∶0.001∶0.009
4SAIL	叶面积指数 Leaf area index	L_{AI}	$m^2 \cdot m^{-2}$	0~4
	热点参数 Hot-spot parameter	H		0∶0.000 1∶0.001
	观测天顶角 View zenith angle	θ_{v}	(°)	0°~90°
	太阳天顶角 Solar zenith angle	θ_{t}	(°)	0°~90°
	方位角 Relative azimuth angle	φ	(°)	0°~180°
	土壤干湿比 Soil wet/dry ratio	P_{soil}		[0∶0.000 1∶0.000 9]

2.1.3 构建贝叶斯同化方法

贝叶斯同化方法包括数据模型、过程模型和参数模型组成。利用条件独立、思想复杂的问题化解为若干个相对简单的模型,并通过条件概率将其联系起来。复杂的联合概率推理问题也会被转换成相对简单的后验概率推理问题来解决。具体如下。

$$p(\text{过程},\text{参数} \mid \text{数据}) \propto 。 \tag{5}$$

$$(\text{数据模型}):p(\text{数据} \mid \text{过程},\text{参数})。 \tag{5a}$$

$$(\text{过程模型}):p(\text{过程} \mid \text{参数})。 \tag{5b}$$

$$(\text{参数模型}):p(\text{参数})。 \tag{5c}$$

式中,$p[a \mid b]$表示已知 b 的条件下 a 的条件概率分布。

数据模型定义了数据和状态变量之间的条件概率模型。在研究中有3个量表定义数据模型所需的比例,第一尺度为500 m分辨率的MODIS_SG_LAI;第二尺度为100 m分辨率的过渡尺度,第三尺度为20 m分辨率的sentinel-2反射率。2个相邻的尺度之间为5倍的关系,一个父节点对应25个子节点。过程模型定义了真实过程在3个尺度上的条件依赖关系,从而得到所有尺度状态的后验概率。参数模型定义了所有参数的先验分布,采用分辨率相关似然推断(resolution-specific likelihood inference,RESL)和分辨率相关限制似然推断(resolution-specific restricted-likelihood inference,RESREL)实现参数极大似然推断。

在贝叶斯的计算和推理过程中,涉及到由下而上的过滤和由上而下平滑2个基本过程。向上滤波是将高分辨率的数据信息传递给低分辨率数据,得到节点在不同尺度下的概率分布;向下平滑是将低分辨率的数据信息传递给高分辨率数据,在3个尺度上更新所有节点的后验概率分布。

2.1.4 向上滤波

通过初始化每一层的初始概率分布,根据网络结构参数和概率分布函数,计算从下到上任一层节点的后验概率分布,从而将较高分辨率的数据信息(底层)传递给较低分辨率数据(顶层),实现预测精细尺度的信息和更新其他尺度节点的概率分布。

顶层数据初始概率分布和所有层、所有节点的概率分布均服从正态分布,见式(6)—式(9)。

$$p(Y_{\text{pa}(i,r)} \mid Y_{\text{ch}(i,r)}) \propto \left\{ -\frac{1}{2}(Y_{\text{pa}(i,r)} - b_{(i,r)} Y_{\text{ch}(i,r)})' U - 1_{(i,r)} (Y_{\text{pa}(i,r)} - b_{(i,r)} Y_{\text{ch}(i,r)}) \right\}。 \tag{6}$$

$$b_{(i,r)} = U_{(i,r)} (1' W^{-1}_{\text{ch}(i,r)})。 \tag{7}$$

$$U_{(i,r)} = (1' W^{-1}_{\text{ch}(i,r)} 1 + W^{-1}_{\text{ch}(i,r)})^{-1}。 \tag{8}$$

$$W_{\text{ch}(i,r)} = \boldsymbol{Q}_{i,r} W^{*}_{(i,r)} \boldsymbol{Q}'_{(i,r)}。 \tag{9}$$

式中:$Y_{pa(i,r)}$ 表示定标器中节点 i 观测数据的真值;$Y_{\text{ch}(i,r)}$ 表示对应于节点 $Y_{ch(i,r)}$ 的子节点(i,j)的真实值;式(8)中的1表示所有元素都为1的列向量,-1为逆矩阵,1′表示转置;$W^{*}_{(i,r)}$ 从参数模型中获取;$\boldsymbol{Q}'_{(i,r)}$是一个正交矩阵。

2.1.5 向下平滑

将顶层的后验概率分布作为计算的初始概率分布,将较低分辨率的数据信息传递给较高分辨率数据,即将所有信息从上往下传递,直至到达最底层,以更新各个尺度所有节点的后验概率分布。

将自下而上滤波得到最顶层的概率分布作为计算的初始概率分布,然后计算任意一点的概率分布

$$p(Y_{(i,r)} \mid z_{(I,0)}) = \int p(Y_{(I,R)} \mid Y_{\text{pa}(i,r)}, Z_{(i,r)}) \, p(Y_{\text{pa}(i,0)}) \, \mathrm{d}Y_{\text{pa}(ir)}。 \tag{10}$$

式中:$Z_{(i,r)}$ 是节点(i,j)的观测数据[30-31]。具体细节请参考文献[32-34]。

2.2 模型输入参数的确定

模型中所输入生理参数的确定是基于分析文献查找以及实测数据相结合,具体参数见表2。

2.3 模型验证方法

固定样地实测数据为2020年国家森林资源连续清查数据以及2021年野外样地调查数据,共计67块样地。森林NPP主要包括生物量增长量(ΔB_{tree})、森林枯损量(ΔM_{tree})、叶片及细根更新量(ΔL_{tree})和林下植被(灌木和草本)NPP贡献量(ΔN_{PPund})4部分。其中,生物量增长量为干、枝、叶和根生物量增长量之和,森林枯损量依据不同森林类型在不同龄组下的平均蓄积枯损率(Mortality Rate,MR%)估算得出,叶片及细根更新量计算公式如下。

$$L_{\text{f}} = B_{\text{f}} \times T_{\text{f}} \times C_{\text{f}}。 \tag{11}$$

$$L_{\text{fr}} = L_{\text{f}} \times e。 \tag{12}$$

式中:L_{f} 为每年掉落物量;B_{f} 为叶生物量;T_{f} 表示叶周转率;C_{f} 表示叶片碳含量与生物量的转换系数;L_{fr} 为细根处的更新量;e 表示分配到新细根的碳含量与新叶碳含量的比例。

表 2　模型生理参数

Tab. 2 Model physiological parameters

材型 Forest type	最大羧化速率/($\mu mol \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$) Maximum carboxylation rate	最大电子传递速率/($\mu mol \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$) Maximum electron transfer rate	聚集度指数 Aggregation index	叶片含碳率 Leaf carbon content	干中含碳率 Dry carbon content	根中含碳率 Root carbon content	叶维持性呼吸系数 Leaf maintenance respiration coefficient	干维持性呼吸系数 Dry maintenance respiratory coefficient	根维持性呼吸系数 Root maintenance respiration coefficient
针叶林 Coniferous forest	—	—	0.63	0.541	0.523	0.477	0.002	0.001	0.001
阔叶林 Broad-leaved forest	—	—	0.75	0.515	0.555	0.483	0.006	0.001	0.001
混交林 Mixed forests	—	—	0.73	—	—	—	0.004	0.003	0.001
灌草 Shrubs and grasses	—	—	—0.002	0.459	0.492	0.487	—	—	—
唯一值 Unique value	39.12	97.7	—	—	—	—	—	—	—
参数来源 Parameter sources	实测	实测	文献[24]	文献[24]	文献[24]	文献[24]	文献[24]	文献[24]	文献[24]

2.4　变化趋势分析

采用一元线性回归分析对本研究得出结果进行分析。变化趋势分析能更好地反映出塞罕坝植被 NPP(式中记为 N_{PP})在近十年的变化趋势。计算公式如下[35-36]。

$$k = \frac{n \times \sum_{j=1}^{n} \times N_{PPj} - \sum_{j=1}^{n} j \sum_{j=1}^{n} N_{PPj}}{n * \sum_{j=1}^{n} j^2 - (\sum_{j=1}^{n} j)^2}。 \quad (13)$$

式中:n 为研究时间段的年数;k 为趋势线的斜率;N_{PPj} 为对应像元第 j 年的 NPP 值;$k>0$ 表示 NPP 呈增加的变化趋势,$k<0$ 则是减少。

2.5　植被 NPP 与气因子相关性分析

为了探究 NPP 对气象因子的响应采用基于像元的空间分析法[37],本研究中着重计算了植被 NPP 对降水与温度的响应。相关系数计算公式如下[35]。

$$R_{ab} = \frac{\sum_{i=1}^{n} [(a_i - \bar{a})(b_{i-\bar{b}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (a_i - \bar{a})^2} \sum_{i=1}^{n} (b_{i-\bar{b}})^2}。 \quad (14)$$

式中:n 为年数;R_{ab} 表示相关系数;a_i 为第 i 年 NPP;$\bar{a}$ 为 NPP 的多年平均值;b_i 为第 i 年的温度或降水量;$\bar{b}$ 为温度或降水量的多年平均值[37]。

偏相关系数剔除第 3 个变量影响之后计算另外 2 个变量之间的相关系数,能更好地反映单一气候因子对 NPP 的影响,因此本研究的相关性分析均采用偏相关系数。计算公式如下[37]。

$$r_{123} = \frac{r_{12} - r_{13} r_{23}}{\sqrt{(1 - r^{213}) + (1 - r^{223})}}。 \quad (15)$$

式中:r_{123} 为将变量 3 固定后变量 1 与变量 2 之间的偏相关系数;r_{12}、r_{23}、r_{13} 分别表示变量 1 与变量 2、变量 2 与变量 3、变量 1 与变量 3 的相关系数。

3　结果与分析

3.1　LAI 同化

由图 3 可知,MODIS_LAI 在生长季 LAI 值为 0~4,且频繁出现异常值,结果存在较大误差。在春季,HBN_LAI_20m LAI 值由 0.25 缓慢增长至 1.85,夏季达到全年最大值 3.66,在秋季 LAI 值由 2.63 下降至 0.77,冬季出现全年最低值 0.18,HBN_LAI_20 m 符合 LAI 实际趋势。综上所述,将基于动态模型模拟的 LAI 输入 PROSAIL 模型对冠层反射率进行模拟,并结合 Sentinel-2 反射率数据,利用层状贝叶斯网络算法得到同化 LAI,可以获得高分辨率、低误差的 MODIS_LAI。

3.2　BEPS 模型精度验证

对 BEPS 模型模拟 NPP 进行精度验证,结果见表 3。模型模拟得出的结果与样地估算得出结果较相近,各样地 BEPS 模型模拟 NPP 精度较高(R^2 = 0.77),样地实测数据估算的 NPP 与模型模拟得出的 NPP 进行比较,如图 4 所示,结果一致。

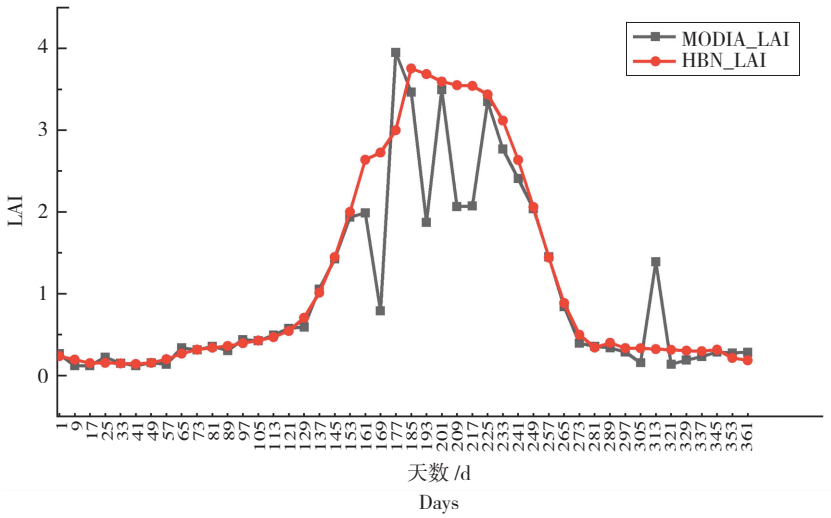


图 3 LAI 时间序列图

Fig. 3 LAI time series plot

表 3 BEPS 模型模拟值与样地实测值

Tab. 3 BEPS model simulated values and measured values of sample plots g · cm^{-2} · a^{-1}

模型 Model	最大值 Maximum values	最小值 Minimum value	平均值 Average value
BEPS 模型 BEPS model	692. 306 0	244. 389 0	409. 564 3
样地 NPP Sample site NPP	686. 879 4	231. 151 5	380. 920 5

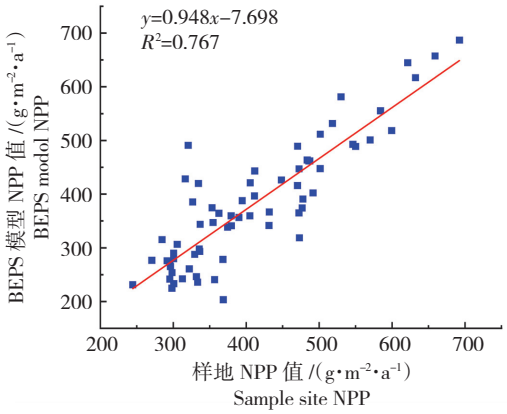


图 4 BEPS 模型模拟值与样地实测值相关图

Fig. 4 Correlation between simulated values of BEPS model and measured values of sample plots

3.3 植被 NPP 时空变化分析

研究区十年间植被 NPP 均值空间分布如图 5 所示。在空间上,由土地覆盖类型图结合图 5 可知,塞罕坝机械林场区域由西到中,植被 NPP 值呈现依次降低的情况,这是由于该区域受到气候、土壤质地及土地覆盖类型的影响所呈现的独特分布格局。基于 BEPS 模型对 2011—2021 年进行模拟,结果表明,塞罕坝地区植被 NPP 值在 0. 77~779. 0 g/(m^2 · a)。森林 NPP 平均值为 307. 4 g/(m^2 · a),模拟得出各植被类型 NPP 值如下。针叶林均值最高,为 484. 983 8 g/(m^2 · a);其次是阔叶林为 402. 4 g/(m^2 · a);草地低于森林均值为 288. 991 6 g/(m^2 · a);混交林为 287. 9 g/(m^2 · a);农田耕地为 246 g/(m^2 · a);灌丛最低仅为 145. 4821 g/(m^2 · a),即植被通过光合作用吸收碳的能力由大到小为针叶林、阔叶林、草地、混交林、耕地、灌木。

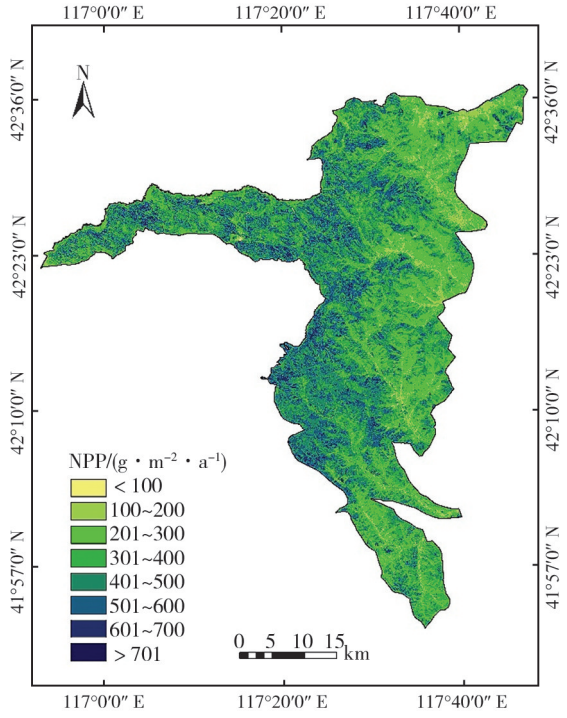


图 5 年均 NPP

Fig. 5 Annual average NPP

3.4　植被 NPP 时间序列变化特征

利用 BEPS 模型模拟得出的区域 NPP 采用一元线性回归分析法进行了分析,变化趋势如图 6 所示,在 2011—2021 年研究区植被年 NPP 值在 0.77~779.0 g/(m^2 · a)浮动变化,将一元线性回归得出结果按变化斜率进行分级研究,定义了 8 个变化区间,统计了各区间的面积所占比,见表 3。由表 3 可知,塞罕坝地区 NPP 整体呈稳步增长趋势;塞罕坝中部阔叶林为主要上升区,下降区面积则集中在部分农田和草原地带。

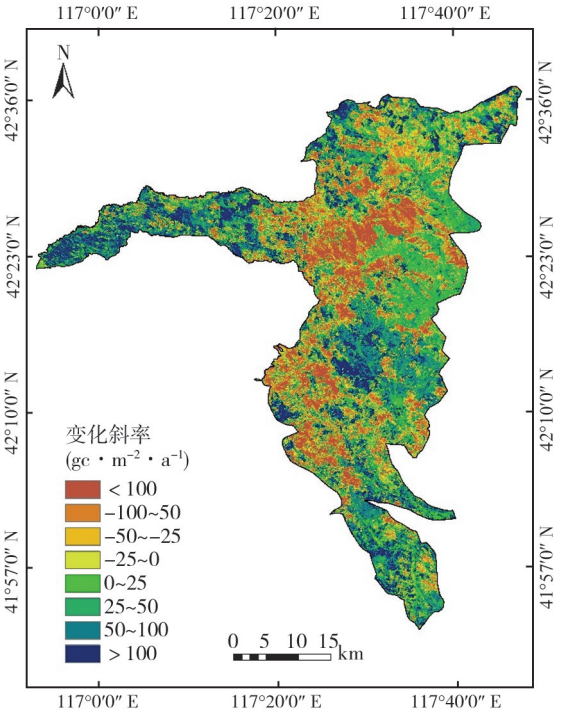


图 6　年均 NPP 变化斜率

Fig. 6 Slope of annual average NPP change

表 3　年均 NPP 变化统计

Tab. 3 Statistics of annual average NPP variation

变化趋势/(g · m^{-2} · a^{-1}) Change trend	变化级别 Level of change	面积/km^2 Area	面积占比(%) Area proportion
<-100	严重减少	209.13	11.30
-100~-50	中度减少	237.35	12.82
-50~-25	轻度减少	158.58	8.57
-25~0	微度减少	174.14	9.41
0~25	微度增大	225.98	12.21
25~50	轻度增大	292.71	15.81
50~100	中度增大	334.83	18.09
>100	明显增大	218.47	11.80

3.5　植被 NPP 对气候因子的相关性分析

以年为单位,对 2011—2021 年的植被 NPP 与降水量、均温的相关系数进行分析,如图 7 所示。由图 7(a)可知,塞罕坝机械林场植被 NPP 与温度变化趋势存在显著相关。塞罕坝植被 NPP 整体上与温度相关性较高,相关系数为 0.2~0.8,因塞罕坝地区气候寒冷,冬季时间长,春秋时间短而夏季又不明显。年均气温在-1.2 ℃,一年中冬季时间占全年 2/3,所以在该地区温度成为了影响植被 NPP 的主要影响因子。而植被 NPP 与降水量的相关性总体而言没有与温度的相关性高,在该地区植被 NPP 与降水量的相关性在-0.3~0.4,由此可知在该地区降水量对植被 NPP 的影响较低,而温度成为该地区主导因子。

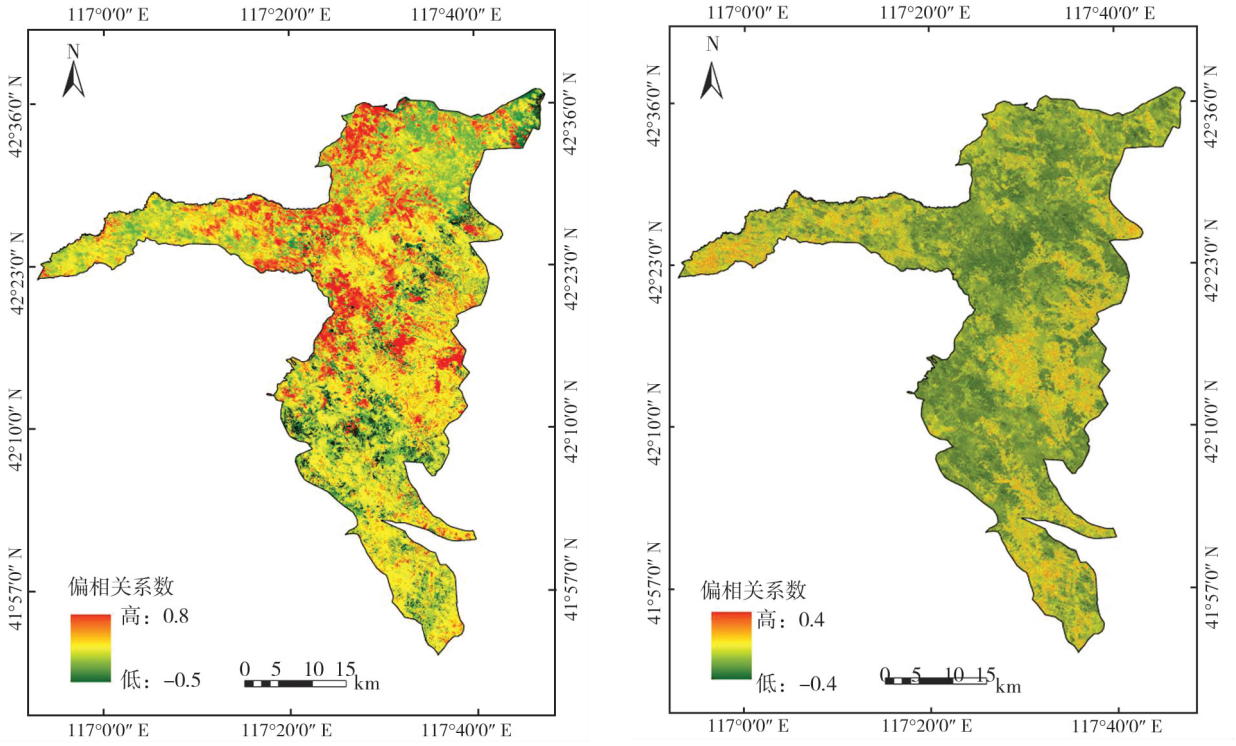
4　结论与讨论

4.1　讨论

本研究采用 LAI 动态模型和 PROSAIL 模型与层状贝叶斯网络算法相耦合的方法构建森林 LAI 高精度时空同化系统,实现了在 20 m 尺度上森林 LAI 时间序列数据高精度同化,并以此来驱动 BEPS 模型,将模型分辨率提高到 20 m,这为研究相对较小尺度区域的森林生产力提供了准确依据。与此同时,本研究模拟了塞罕坝地区近十年来 NPP 变化规律;获取的高空间分辨率 LAI 数据,极大地提高了 LAI 数据的精度,结果与 JI 等[33]研究一致。但本研究未获取到充足的 LAI 实测数据样本,因此在精度验证部分仅与 MODIS LAI 进行比对,在后续研究中可以补充实测数据,以完善精度评价。本研究利用 2020 年二类调查数据和 2021 年外业实测数据计算 NPP 真实值,塞罕坝机械林场为人工林,所以林下植被较少,因此,将灌木和草本忽略不计,只计算了活立木的生物量。在气象因子选择方面,只选取了温度与降水量 2 个主要气象因子进行分析研究,在后续研究中可以选择加入其他气象因子,进而更加全面地分析气象因素对该地区 NPP 的影响。

4.2　结论

本研究以塞罕坝机械林场为研究区域,以 2021 年 MODIS LAI 时间序列产品和 Sentinel-2 反射率数据为数据源,基于 LAI 动态模型、PROSAIL 辐射传输模型和层状贝叶斯网络构建数据同化系统,获得 LAI 高时空分辨率数据,然后将同化的高时空分辨率 LAI 作为输入数据驱动 BEPS 模型,实现对塞罕坝林场植被净初级生产力时空变化及影响因素的精准模拟与分析,研究结论包括以下 4 个方面。



(a) NPP 与年均温相关性
(a) Correlation coefficients between NPP and annual temperature

(b) NPP 与年降水量相关性
(b) Correlation coefficients between NPP and annual precipitation

图 7 塞罕坝区域植被 NPP 与年均温、年降水量的相关性

Fig. 7 The correlation between vegetation NPP and annual average temperature, annual precipitation in the Saihanba area

1)基于层状贝叶斯网络算法得到的同化 LAI,可以获得高分辨率、低误差的 LAI 数据。在本研究区域内,春季,HBN_LAI_20mLAI 值由 0.25 缓慢增长至 1.85,夏季达到全年最大值 3.66,在秋季 LAI 值由 2.63 下降至 0.77,冬季出现全年最低值 0.18,HBN_LAI_20m 符合 LAI 实际趋势。

2)各样地 BEPS 模型模拟 NPP 精度较高(R^2 = 0.77),塞罕坝地区森林 NPP 值在 0.77~779.0 g/(m^2 · a)范围内,森林 NPP 平均值为 307.4 g/(m^2 · a)。2010—2021 年,塞罕坝地区植被 NPP 整体呈上升趋势,塞罕坝中部阔叶林为主要上升区,下降区面积则集中在部分农田、草原地带。

3)塞罕坝植被 NPP 整体上与温度相关性较高,相关系数在 0.2~0.8,与降水的相关性相对较低,相关系数在-0.3~0.4,因此该地区主导因子为温度因子。

4)本研究获知塞罕坝地区近十年来的植树造林和积极推动的各项林业政策、保护措施在促进森林生态建设过程中发挥了重要作用,提升了塞罕坝地区植被 NPP。

【参 考 文 献】

[1] 苏尚军,靳东升,张婷. 山西省植被净初级生产力时空变化特征及影响因素[J]. 山西农业科学,2022,50(4):551-558.
SU S J, JIN D S, ZHANG T. Characteristics temporal and spatial change and impact factors of net primary productivity of vegetation in Shanxi Province[J]. Journal of Shanxi Agricultural Sciences, 2022, 50(4): 551-558.

[2] 王金杰,赵安周,胡小枫. 京津冀植被净初级生产力时空分布及自然驱动因子分析[J]. 生态环境学报,2021,30(6):1158-1167
WANG J J, ZHAO A Z, HU X F. Spatiotemporal distribution of vegetation net primary productivity in Beijing-Tianjin-Hebei and natural driving factors[J]. Ecology and Environment Sciences, 2021, 30(6): 1158-1167.

[3] LIETH H, WHITTAKER R H. Primary productivity of the biosphere[M]. New York: Springer-Verlag, 1975.

[4] 赵颖慧,李思琪,甄贞,等. 黑龙江省黑河地区森林地上生物量和 NPP 估测及时空格局[J]. 应用生态学报,

2016,27(10):3070-3080
ZHAO Y H, LI S Q, ZHEN Z, et al. Estimation and spatial-temporal pattern of forest aboveground biomass and NPP in Heihe Region, Heilongjiang Province, China[J]. Journal of Applied Ecology, 2016, 27(10): 3070-3080.

[5] 潘竟虎,黄克军,李真. 2001—2010 年疏勒河流域植被净初级生产力时空变化及其与气候因子的关系[J]. 生态学报,2017,37(6):1888-1899
PAN J H, HUANG K J, LI Z. Spatio-temporal variation in vegetation net primary productivity and its relationship with climatic factors in the Shule River basin from 2001 to 2010 [J]. Acta Ecologica Sinica, 2017, 37(6): 1888-1899.

[6] LIU L, GUAN J Y, HAN W Q, et al. Quantitative assessment of the relative contributions of climate and human factors to net primary productivity in the Ili river basin of China and Kazakhstan [J]. Chinese Geographical Science, 2022, 32(6): 1069-1082.

[7] 潘天石,刘哲,范文义. BEPS 模型中光合模块机理性参数的适用性[J]. 东北林业大学学报,2018,46(5):69-73
PAN T S, LIU Z, FAN W Y. Mechanism parameter applicability of photosynthetic modules in BEPS model[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2018, 46(5): 69-73.

[8] FENG X F, LIU G H, ZHOU W Z, et al. Net primary productivity distribution in China from a process model driven by remote sensing[C]. 2005 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2005), Seoul, Korea, 2005.

[9] 王培娟,孙睿,朱启疆,等. 复杂地形条件下提高 BEPS 模型模拟能力的途径[J]. 中国图象图形学报,2006(7):1017-1025,1044.
WANG P J, SUN R, ZHU Q J, et al. Improvement on the abilities of BEPS under accidented terrain[J]. Journal of Image and Graphics, 2006(7): 1017-1025, 1044.

[10] MO X G, CHEN J M, JU W M, et al. Optimization of ecosystem model parameters through assimilating eddy covariance flux data with an ensemble Kalman filter[J]. Ecological Modelling, 2008, 217(1/2): 157-173.

[11] 毛学刚,焦裕欣,张颖. 基于 BEPS 模型的东北三省森林生态系统 NPP 模拟[J]. 森林工程,2017,33(1):22-27.
MAO X G, JIAO Y X, ZAHNG Y. NPP simulation of forest ecosystem in three provinces of northeast China based on BEPS model[J]. Forest Engineering, 2017, 33(1): 22-27.

[12] 毛学刚. 东北森林碳循环日步长模型与遥感综合应用研究[D]. 哈尔滨:东北林业大学,2011.
MAO X G. Study on the model of Northeast forest carbon cycle at daily step and the integrated application of remote sensing[D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2011.

[13] 薛梅,陈芸芝,闫敏,等. 中国东北地区植被 NPP 模拟与时空变化分析[J]. 福州大学学报(自然科学版),2018,46(6):821-830.
XUE M, CHEN Y Z, YAN M, et al. Simulation and spatio-temporal variation analysis of net primary productivity in Northeast China [J]. Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition), 2018, 46(6): 821-830.

[14] XU C, LIU M, AN S, et al. Assessing the impact of urbanization on regional net primary productivity in Jiangyin County, China [J]. Journal of Environmental Management, 2007, 85(3): 597-606.

[15] ZHANG T L, SUN R, ZHANG R H, et al. Simulation of water and carbon fluxes in Harvard forest area based on data assimilation method[J]. The journal of applied ecology, 2013, 24(10): 2746-2754.

[16] JONCKHEERE I, FLECK S, NACKAERTS K, et al. Review of methods for in situ leaf area index determination: Part I. Theories, sensors and hemispherical photography[J]. Agricultural & Forest Meteorology, 2004, 121(1/2): 19-35.

[17] MA H, SONG J L, WANG J D, et al. Improvement of spatially continuous forest LAI retrieval by integration of discrete airborne LiDAR and remote sensing multi-angle optical data [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2014:189-190.

[18] LIU Z L, CHEN J M, JIN G Z, et al. Estimating seasonal variations of leaf area index using litterfall collection and optical methods in four mixed evergreen-deciduous forests [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2015:209-210.

[19] 李雪建,毛方杰,杜华强,等. 双集合卡尔曼滤波 LAI 同化结合 BEPS 模型的竹林生态系统碳通量模拟[J]. 应用生态学报,2016,27(12):3797-3806
LI X J, MAO F J, DU H Q, et al. Simulating of carbon fluxes in bamboo forest ecosystem using BEPS model based on the LAI assimilated with Dual Ensemble Kalman Filter[J]. Journal of Applied Ecology, 2016, 27(12): 3797-3806.

[20] XING L Q, LI X J, DU H Q, et al. Assimilating multi-resolution leaf area index of moso bamboo forest from MODIS time series data based on a hierarchical bayesian network algorithm[J]. Remote Sensing, 2018, 11(1):56.

[21] 张时煌,彭公炳,黄玫. 基于地理信息系统技术的土壤质地分类特征提取与数据融合[J]. 气候与环境研究,2004,9(1):65-78.
ZHANG S H, PENG G B, HUANG M. The feature ex-

traction and data fusion of regional soil textures based on GIS techniques[J]. Climatic and Environmental Research, 2004, 9(1): 65-78.

[22] BRUAND A, BAJZE D, HARDY M. Prediction of water retention properties of clay soil validity of relationships using a single soil characteristic [J]. Soil Use and Management, 1994, 10(3): 99-103.

[23] RUNNING S W, COUGHLAN J C. A general model of forest ecosystem processes for regional applications I. Hydrologic balance, canopy gas exchange and primary production processes[J]. Ecological Modelling, 1988, 42(2): 125-154.

[24] LIU J, CHEN J M, CIHLAR J, et al. A process-based boreal ecosystem productivity simulator using remote sensing inputs[J]. Remote Sensing of Environment, 1997, 62(2): 158-175.

[25] LIU J, CHEN J M, CIHLAR J, et al. Net primary productivity distribution in the BOREAS region from a process model using satellite and surface data[J]. Journal of Geophysical Research, 1999, 104(D22):27735-27754.

[26] LIU Q, GU L, DICKINSON R E, et al. Seasonally varying leaf area for climate and carbon models from assimilation of satellite reflectance data into a dynamical leaf model[C]. Agu Fall Meeting Abstracts, 2007.

[27] LI H, CHEN Z X, WU W B, et al. Crop model data assimilation with particle filter for yield prediction using leaf area index of different temporal scales[C]// 2015 the Fourth International Conference on Agro-Geoinformatics, IEEE, 10 September 2015, Istanbul, Turkey, 2015.

[28] 李雪建.竹林MODISLAI时间序列同化及在碳通量模拟中的应用研究[D].杭州:浙江农林大学,2017.
LI X J. Assimilation of MODIS LAI time series in bamboo forest and its application in carbon flux simulation[D]. Hangzhou: Zhejiang Agriculture & Forestry University, 2017.

[29] DICKINSON R E, TIAN Y, LIU Q, et al. Dynamics of leaf area for climate and weather models[J]. Journal of Geophysical Research Atmospheres, 2008, 113(D16): D16115.

[30] HARIKA, NARUMANCHI, DISHANT, et al. Estimating bamboo forest aboveground biomass using EnKF-assimilated MODIS LAI spatiotemporal data and machine learning algorithms[C]//2018 IEEE International Conference on Smart Cloud, 2018.

[31] MAO F J, LI X J, DU H Q, et al. Comparison of two data assimilation methods for improving MODIS LAI time series for bamboo forests[J]. Remote Sensing, 2017, 9(5): 401.

[32] 邢璐琪.基于多源遥感数据的竹林LAI多尺度同化及在碳循环模拟中的应用[D].杭州:浙江农林大学,2019.
XING L Q. Assimilation of multiresolution lai in bamboo forest and its application in carbon cycle simulation based on multi-source remote sensing data[D]. Hangzhou: Zhejiang Agriculture & Forestry University, 2019.

[33] JI J Y, LI X J , DU H Q, et al. Multiscale leaf area index assimilation for Moso bamboo forest based on Sentinel-2 and MODIS data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 104(C4): 102519.

[34] JIANG J Y, XIAO Z Q, WANG J D, et al. Multiscale estimation of leaf area index from satellite observations based on an ensemble multiscale filter[J]. Remote Sensing, 2016, 8(3): 229-229.

[35] BERLINER L M. Hierarchical Bayesian space-time analysis[M]. New York: John Wiley & Sons, Ltd, 2006.

[36] ANG D D, LIANG S L. Using multiresolution tree to integrate MODIS and MISR-L3 LAI products[C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2010, 1027-1030.

[37] 穆少杰,李建龙,周伟,等.2001—2010年内蒙古植被净初级生产力的时空格局及其与气候的关系[J].生态学报,2013,33(12):3752-3764.
MU S J, LI J L, ZHOU W, et al. Spatial-temporal distribution of net primary productivity and its relationship with climate factors in Inner Mongolia from 2001 to 2010[J], Acta Ecologica Sinica, 2013, 33(12): 3752-3764.

[38] 刘文瑞,李晓婷,李彤,等.基于MODIS和CASA模型的伊春市森林植被NPP变化特征及其影响因子分析[J].生态学杂志,2022,41(1):150-158.
LIU W R, LI X T, LI T, et al. Spatiotemporal variations of forest NPP and related driving factors based on MODIS and CASA models in Yichun[J], Chinese Journal of Ecology, 2022, 41(1): 150-158.

[39] 穆少杰,李建龙,杨红飞,等.内蒙古草地生态系统近10年NPP时空变化及其与气候的关系[J].草业学报,2013,22(3):6-15.
MU S J, LI J L, YANG H F, et al. Patio-temporal variation analysis of grassland net primary productivity and its relationship with climate over the past 10 years in Inner Mongolia[J]. Acta Prataculturae Sinica, 2013, 22(3): 6-15.