

中国沼泽湿地净初级生产力时空演变研究

张猛^{1,2,3}, 钟安豪^{1,2,3}, 齐帅洋^{1,2,3}, 刘洋⁴, 张怀清⁴

1. 中南林业科技大学 林业遥感信息工程研究中心, 长沙 410004;

2. 中南林业科技大学 林业遥感大数据与生态安全湖南省重点实验室, 长沙 410004;

3. 中南林业科技大学 南方森林资源经营与监测国家林业与草原局重点实验室, 长沙 410004;

4. 中国林业科学研究院 资源信息研究所, 北京 100091

摘要: 针对目前中国沼泽湿地净初级生产力NPP (Net Primary Production) 估算研究相对薄弱以及植被指数饱和和导致NPP估算精度偏低等问题, 本研究基于MODIS遥感数据产品 (MOD13Q1和MCD12Q1), 利用核函数RBF (Radial Basis Function) 构建的核归一化植被指数 ($kNDVI$) 与CASA (Carnegie-Ames-Stanford approach) 模型估算了近20年中国沼泽湿地NPP, 并定量分析并探讨了2001年—2020年中国沼泽湿地时空演变及其驱动机制。研究表明: 基于 $kNDVI$ 估算得到的 NPP_{kndvi} (以C计) 与实测值具有较高的相关性 ($R^2=0.854$) 和较低的均方根误差 (14.46 $g/m^2 \cdot month$), 与 NPP_{NDVI} 相比更接近真实值; 相比于NDVI等传统植被指数, $kNDVI$ 缓解了植被指数自身的饱和效应, 在一定程度上提高了植被净初级生产力NPP的估算精度; 近20年中国沼泽NPP年均值变化幅度162.73—189.34 $g/(m^2 \cdot a)$, 呈波动上升趋势, 增速为1.215 $g/(m^2 \cdot a)$ ($R^2=0.82$)。此外, 在空间上, 中国沼泽湿地NPP增加和减少的区域比例分别为72.96%和26.27%, 主要集中在东北平原、青海省东北部和西南部以及四川北部。相比于人类活动, 气候变化是影响中国沼泽湿地时空演变的主要驱动因子, 两者影响区域占比分别为66.23%和33.76%。本研究可为中国沼泽湿地NPP估算及时空演变研究提供技术与数据支持。

关键词: 沼泽湿地, 净初级生产力, 时空演变, 人类活动, 气候变化

中图分类号: P2

引用格式: 张猛, 钟安豪, 齐帅洋, 刘洋, 张怀清. 2025. 中国沼泽湿地净初级生产力时空演变研究. 遥感学报, 29(1): 167–180

Zhang M, Zhong A H, Qi S Y, Liu Y and Zhang H Q. 2025. Spatiotemporal evolution of net primary productivity of swampy wetlands in China. National Remote Sensing Bulletin, 29(1): 167–180 [DOI: 10.11834/jrs.20243384]

1 引言

中国是湿地资源大国, 其中沼泽湿地 (森林沼泽、灌丛沼泽和草本沼泽) 占湿地总面积的比例接近40%, 对维持区域生物多样性及生态系统碳平衡具有重要的意义 (张猛等, 2017; Zhang等, 2021; Yang等, 2022)。植被净初级生产力NPP (Net Primary Productivity) 指绿色植物在单位时间和单位空间上通过光合作用所累积的有机物数量, 是衡量沼泽湿地固碳潜力的重要指标之一, 在反映气候变化背景下植被生态变化方面具有重要作用 (罗玲等, 2020; Brown和Collins, 2023; 张猛等, 2023)。由于持续的气候变化和人类活

动, 近年来中国沼泽湿地大面积退化和消失, 尽管出台了湿地相关保护政策, 沼泽湿地仍面临严峻挑战。因此, 实时、准确地估算中国沼泽湿地NPP, 分析其时空演变规律并定量探明驱动机制, 对稳定与提升中国沼泽湿地的碳汇功能乃至“碳中和”战略的实现具有重要的意义。

传统的NPP估算主要为站点实测, 利用该方法获取的结果直观可靠, 然而由于植被的空间异质性和野外实测的困难性, 量化中、大尺度植被NPP受到了较大的限制 (袁文平等, 2014; Sun等, 2022)。遥感数据时间序列长、覆盖范围广等特点, 使得利用遥感数据并驱动生态学模型已成为全球模拟NPP主要方法之一。中低空间分

收稿日期: 2023-09-05; 预印本: 2024-05-28

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 41901385); 洞庭湖国家真实性检验站建设 (编号: 30-Y30A02-9001-20/22-6); 博士后科学基金 (编号: 2019M652815, 2020T130731)

第一作者简介: 张猛, 研究方向为湿地遥感。E-mail: mengzhang@csuft.edu.cn

通信作者简介: 张怀清, 研究方向为林业遥感。E-mail: zhang@ifrit.ac.cn

分辨率光学遥感影像由于其较长的历史记录以及获取便捷等特点 (NOAA/AVHRR、SPOT vegetation、MODIS 以及 Landsat 等), 已被广泛用于大尺度生态系统 NPP 估算及时空变化趋势研究 (张猛和曾永年, 2018; 罗玲等, 2021; 刘凤和曾永年, 2021)。在模型方面, 光能利用率模型 (LUE) 则是 NPP 估算应用最广泛的模型之一, 该类模型以光能利用率理论为基础, 通过植被冠层对太阳辐射的实际利用率来估算 NPP (Potter 等, 1993, 1998; Bao 等, 2019)。目前, 国内学者结合中低分辨率影像和 LUE 模型已经开展了一些中国沼泽湿地生态系统 NPP 估算与分析的相关研究, 如国志兴等 (2008) 基于 MOD17A3NPP 产品, 对三江平原沼泽湿地 NPP 空间变化特征及其影响因素进行了分析。毛德华 (2014) 利用 CASA 模型和 MODIS 数据估算了东北地区沼泽湿地 NPP, 并定量评价了气候变化和人类活动对沼泽湿地 NPP 时空变化的影响。Zhang 等 (2022) 优化了 CASA 模型, 并实现了洞庭湖沼泽湿地高时空分辨率 (30 m) NPP 估算。徐干君等 (2023) 通过建立生物量与沼泽湿地 NPP 之间的关系方程, 探讨了黄河沼泽湿地 NPP 的分布格局和空间分异特征。

尽管如此, 针对中国沼泽湿地 NPP 的估算研究仍较薄弱且存在以下问题与不足: (1) 目前沼泽湿地的 NPP 研究主要集中于区域尺度或局部尺度, 国家尺度的沼泽湿地 NPP 估算与时空演变研究相对较少; (2) 针对沼泽湿地 NPP 估算中植被指数存在的饱和效应, 目前鲜有研究致力于解决这一问题。利用 LUE 模型估算植被 NPP 时多采用归一化植被指数 NDVI 来估算 NPP, 尽管 NDVI 指数能够突出绿色植被的特征, 并能有效地评估植被叶绿素含量, 然而 NDVI 本身存在易饱和现象, 易导致 NPP 估算精度偏低 (Wu, 2014; Joiner 等, 2018; 雷茜等, 2023)。部分研究通过对植被指数进行处理或尝试构建新的植被指数来解决 NPP 估算中存在的饱和问题, 如 NDVI²、红边归一化植被指数、增强植被指数 (EVI) 等, 然而这些方法并未从根本上解决线性问题及饱和问题 (Wang 等, 2017; Camps-Valls 等, 2021; Chen 等, 2021)。因此构建和使用新型遥感植被指数, 通过解决线性与饱和度的问题并以此来提高 NPP 的估算精度是目前亟需解决的问题。基于此, 本研究基于 MODIS 遥感数据产品 (MOD13Q1 和 MCD12Q1),

利用核函数 RBF (Radial Basis Function) 构建的核归一化植被指数 (k NDVI) 与 CASA (Carnegie-Ames-Stanford approach) 模型估算近 20 年中国沼泽湿地 NPP, 并定量分析并探讨 2001 年—2020 年中国沼泽湿地时空演变及其驱动机制, 以期为稳定与提升沼泽湿地的碳汇功能提供科学依据。

2 数据来源与处理方法

2.1 遥感数据

本研究利用的遥感数据类型和获取时间详见表 1。其中, 数据包括 Landsat TM (30 m) 遥感影像, MOD13Q1 (250 m) 以及 MCD12Q1 (500 m) 产品数据。Landsat TM 数据主要用于确定研究起始年份 (2001 年—2020 年) 中国沼泽湿地的边界范围, 便于后续沼泽湿地时空演变分析与制图。本研究选取了 2000 年云覆盖 $\leq 20\%$ 的 Landsat TM 影像共 204 景, 同时还筛选了 1999 年、2001 年和 2002 年质量较好的 Landsat TM 影像 (391 景) 用于补充 2000 年部分地区由于云雨天气缺失的影像。MOD13Q1 与 MCD12Q1 产品数据主要提供中国沼泽湿地 NPP 估算时所需要的核植被指数 (k NDVI) 和土地利用/覆盖, 获取年份为 2001 年—2020 年。经过预处理, MOD13Q1 与 MCD12Q1 产品数据的投影为 UTM 投影 (WGS84), 空间分辨率为 500 m。

表 1 遥感数据类型及获取时间

Table 1 Remote sensing data types and acquisition time

数据类型	获取时间	空间分辨率/m
Landsat TM	1999年、2000年、2001年、2002年	30
MOD13Q1	2001年—2020年	250
MCD12Q1	2001年—2020年	500

2.2 中国沼泽湿地分布矢量化数据

由于 MCD12Q1 产品中湿地类型为永久湿地即土壤或植被表面长期或永久被淡水覆盖的区域, 这与沼泽湿地的区别较大。因此, 为确定研究起始年份 2000 年中国沼泽湿地范围, 本研究基于 Landsat TM 影像, 采用面向对象与分层分类方法进行中国沼泽湿地制图并矢量化 (Zhang 等, 2023)。综合实地调查数据、高分辨率遥感影像以及湿地制图产品 (全国河、湖、沼泽湿地 1:10 万分幅图集, [https://www.osgeo.cn/\[2023-09-05\]](https://www.osgeo.cn/[2023-09-05])) 对本研究提取的中国湿地分类精度进行了验证, 结果表明

2000年中国湿地总体分类精度为85.67%，沼泽湿地分类准确率超过80%。2000年中国沼泽湿地主要分布在东北（黑龙江、吉林、辽宁以及内蒙古自治区）和西北地区（青海省、西藏自治区以及新疆维吾尔自治区，四川北部），沼泽湿地总面积大约为184,144 km²，占中国湿地总面积的38.66%，详见图1。

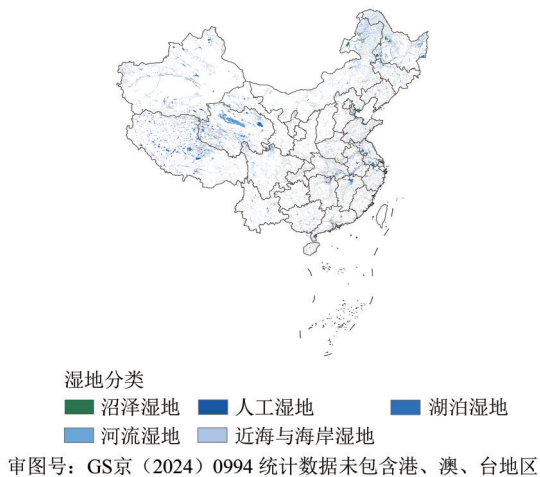


图1 2000年中国沼泽湿地分布

Fig. 1 Distribution of swampy wetlands in China, 2000

2.3 气象数据

气象数据包括气温、降水、太阳辐射以及蒸散发数据。其中，气温、降水、蒸散发数据来源于国家地球系统科学数据中心（<http://www.geodata.cn> [2023-09-05]），空间分辨率为1 km，这些数据均通过空间降尺度方法生成，并用独立气象观测点数据进行验证。太阳辐射数据来源于谷歌地球引擎（<https://developers.google.com/> [2023-09-05]）的ECMWF_ERA5_LAND_MONTHLY产品，数据空间分辨率为0.1°（Qi等，2023a）。ERA5是对全球气候的第五代ECMWF大气再分析，再分析将模型数据与来自世界各地的观察结果结合成一个全球完整且一致的数据集。经过投影转换及重采样等预处理，使得气温、降水、太阳辐射以及蒸散发等气象数据的投影为UTM（WGS84），空间分辨率为500 m。

2.4 NPP验证数据

NPP验证数据采用中国陆地生态系统通量观测研究网络（ChinaFLUX）提供的基于涡度相关技术的碳通量观测共享数据（湿地站点）。共享通量数据包括净生态系统碳交换量NEE（Net Ecosystem

Exchange）、生态系统呼吸Re（Ecosystem Respiration）等，本研究先将2005年—2010年海北湿地通量塔观测月值数据换算为NPP（ $GPP=Re-NEE$ ， $NPP_{EC}=\alpha\times GPP$ ）（马泽清等，2008；苏胜涛等，2022），其中 α 代表NPP占GPP的比率，参考王昭生（2012）的研究值 $\alpha=0.604$ 。以通量塔为中心，选取与遥感数据1个像元相匹配的缓冲区（500 m×500 m），计算缓冲区内NPP月平均值并视为实测值，最终采用线性相关分析（包括决定系数 R^2 和均方根误差RSME）进行本研究NPP模拟验证。

2.5 其他辅助数据

其他辅助数据包括行政边界数据、社会经济数据、地形数据和土地利用产品数据。中国行政区划数据来自国家基础地理信息中心（<http://www.ngcc.cn/> [2023-09-05]）。GDP数据、人口数据来自资源环境科学与数据中心（<https://www.resdc.cn/> [2023-09-05]），空间分辨率为1 km。DEM数据来源于地理空间数据云（<http://www.gscloud.cn/> [2023-09-05]），空间分辨率为30 m。土地利用产品数据CLCD（<https://zenodo.org/> [2023-09-05]），空间分辨率为30 m，主要用于辅助验证中国沼泽湿地制图精度。

3 研究方法

3.1 光能利用率CASA模型及沼泽湿地NPP估算

本研究利用朱文泉等（2005）改进的CASA模型来估算中国沼泽湿地NPP， $NPP(x, t)$ 为像元 x 在 t 月内的净初级生产力， $g/(m^2\cdot month)$ （以C计）。利用CASA模型计算NPP公式如下：

$$NPP(x, t) = APAR(x, t) \times \varepsilon(x, t) \quad (1)$$

CASA模型中吸收光合有效辐射APAR（Absorbed Photosynthetic Active Radiation）可以用于表示植物实际所吸收的光合有效辐射， $APAR(x, t)$ 即像元 x 在 t 月吸收的光合有效辐射， $g/(m^2\cdot month)$ 。计算公式如下：

$$APAR(x, t) = SOL(x, t) \times FPAR(x, t) \times 0.5 \quad (2)$$

式中， $SOL(x, t)$ 为 t 月在像元 x 处的太阳总辐射量， $MJ/(m^2\cdot month)$ ； $FPAR(x, t)$ 为植被层对入射光合有效辐射的吸收比例；常数0.5表示植被所能利用的太阳有效辐射（波长为0.38—0.71 μm ）占太阳总辐射的比例。

CASA模型中 ε 为实际光能利用率, $\varepsilon(x, t)$ 为像元 x 在 t 月的实际光能利用率, g/MJ。 $\varepsilon(x, t)$ 计算公式如下:

$$\varepsilon(x, t) = T_{\varepsilon_1}(x, t) \times T_{\varepsilon_2}(x, t) \times W_{\varepsilon}(x, t) \times \varepsilon_{\max} \quad (3)$$

式中, $T_{\varepsilon_1}(x, t)$ 和 $T_{\varepsilon_2}(x, t)$ 分别表示低温和高温对光能利用率的胁迫作用, ε_{\max} 是理想条件下的最

$$E(x, t) = \frac{\left(P(x, t) \times R_n(x, t) \times \left((P(x, t))^2 + (R_n(x, t))^2 + P(x, t) \times R_n(x, t) \right) \right)}{\left((P(x, t) + R_n(x, t)) \times \left((P(x, t))^2 + (R_n(x, t))^2 \right) \right)} \quad (5)$$

式中, $P(x, t)$ 为像元 x 在 t 月的降水量, mm; $R_n(x, t)$ 为像元 x 在 t 月的太阳净辐射量 MJ/(m²·month)。

$$E_p(x, t) = \frac{E(x, t) + E_{p0}(x, t)}{2} \quad (6)$$

针对光能利用率CASA估算沼泽湿地NPP时存在的饱和现象, 本研究从植被指数方面进行优化以达到减缓饱和效应, 采用 k NDVI植被指数来估算得到光合有效辐射的吸收比例FPAR和光合有效辐射APAR, 该指数基于核函数算法, 可从线性算法推导出非线性算法。 k NDVI指数可以执行自动和像元级的适应性拉伸, 最大限度地利用光谱信息, 能应对饱和效应、复杂的物候周期和季节性变化, 并能处理混合像元问题, 适应植被稀疏与密集的地区(Camps-Valls等, 2021)。目前已有部分研究表明 k NDVI指数在识别植被类型和GPP估算方面较归一化植被指数(NDVI)更优(Wang等, 2022, 2023)。通过简化, 可以将估算 k NDVI指数定义为

$$k\text{NDVI} = \frac{1 - k(n, r)}{1 + k(n, r)} = \tanh\left(\frac{n - r}{2\sigma}\right) \quad (7)$$

式中, n 和 r 分别指近红外和红光波段, 核函数 k 评估这2个光谱波段之间的相似性, $\sigma=0.5(n+r)$, 控制近红外和红光波段之间距离。

基于 k NDVI指数的FPAR计算公式如下:

$$\text{FPAR}(x, t) = \min\left(\frac{\text{SR} - \text{SR}_{\min}}{\text{SR}_{\max} - \text{SR}_{\min}}, 0.95\right) \quad (8)$$

$$\text{SR}(x, t) = \frac{1 + k\text{NDVI}(x, t)}{1 - k\text{NDVI}(x, t)} \quad (9)$$

式中, SR_{\min} 取值为1.08, SR_{\max} 取值大小与植被类型有关, 取值范围在4.14—6.17。

3.2 中国沼泽湿地时空演变及其驱动机制分析

3.2.1 Theil-Sen median与Mann-Kendall趋势检验法

采用Theil-Sen median研究中国沼泽湿地近

大光能利用率, 单位为g/MJ; $W_{\varepsilon}(x, t)$ 为水分胁迫影响系数, 计算公式如下:

$$W_{\varepsilon}(x, t) = 0.5 + \frac{0.5 \times E(x, t)}{E_p(x, t)} \quad (4)$$

式中, $E(x, t)$ 为区域实际蒸散量, mm; $E_p(x, t)$ 为区域潜在蒸散量, mm。计算公式如下:

20年植被NPP变化趋势特点, 并用Mann-Kendall趋势检验法分析变化趋势的显著性(Qi等, 2023b)。Theil-Sen median趋势分析是一种稳健的非参数统计的趋势分析方法, 可以减少数据异常值的影响。Theil-Sen Median趋势计算 $n(n-1)/2$ 个数据组合的斜率的中位数(β)。 β 可用于表达NPP的变化趋势, 具体计算公式如下:

$$\beta = \text{median}\left(\frac{\text{NPP}_j - \text{NPP}_i}{j - i}\right), 2001 \leq i < j \leq 2020 \quad (10)$$

式中, median为求中位数函数, NPP_j 、 NPP_i 分别为第 j 和第 i 年NPP; 当 $\beta>0$ 时, 表示NPP呈现上升趋势; 当 $\beta<0$ 时, 呈现下降趋势。

Mann-Kendall检验法是一种非参数检验方法, 该方法不需要样本服从一定的分布, 不受少数异常值的干扰。检验过程中, 将2001年—2020年的植被NPP结果逐像元值构造为一组时间序列, 判断显著性差。统计变量 S 用于检验时间序列中的趋势。对于一组随机、独立且同分布的数据样本($\text{NPP}_1, \text{NPP}_2, \dots, \text{NPP}_n$), 零假设(H_0)为数据不存在趋势; 备选假设(H_1)为数据存在上升或下降趋势。首先对每一对样本 NPP_i 和 NPP_j , 其中 $j>i$, 计算差异 $\text{NPP}_j - \text{NPP}_i$ 。随后对每对差异, 使用符号函数(sign)计算:

$$\text{sgn}(\text{NPP}_j - \text{NPP}_i) = \begin{cases} 1, \text{NPP}_j - \text{NPP}_i > 0 \\ 0, \text{NPP}_j - \text{NPP}_i = 0 \\ -1, \text{NPP}_j - \text{NPP}_i < 0 \end{cases} \quad (11)$$

统计变量 S 为所有符号函数值的总和:

$$S = \sum_{j=1}^{n-1} \sum_{i=j+1}^n \text{sgn}(\text{NPP}_j - \text{NPP}_i) \quad (12)$$

方差 $\text{var}(S)$ 计算公式如下:

$$\text{var}(S) = \frac{n(n-1)(2n+5)}{18} \quad (13)$$

当 $n>10$ 时, 标准的正态统计变量 Z 通过下式计算:

$$Z = \begin{cases} \frac{S}{\sqrt{\text{var}(S)}}, S > 0 \\ 0, S = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{\text{var}(S)}}, S < 0 \end{cases} \quad (14)$$

式中， NPP_j 和 NPP_i 为NPP时间序列数据集， n 为时间序列长度。当 $|Z| \geq 1.28$ 、 1.64 、 2.32 时，表示通过了信度为90%、95%、99%显著性检验，分别为不显著变化、显著变化和极显著变化。

3.2.2 偏相关、复相关以及微分方程

本研究利用偏相关系数和复相关来探讨沼泽湿地NPP对气候的响应，并采用微分方法来定量分析气候变化与人类活动对中国沼泽湿地时空变化的贡献（Zhang等，2022）。二阶偏相关分析方法可以在4个变量中，排除其中2个变量干扰，分析剩余2个变量的相关关系，计算公式如下：

$$r_{ab,cd} = \frac{r_{ab,c} - r_{ad,c}r_{bd,c}}{\sqrt{(1-r_{ad,c}^2)(1-r_{bd,c}^2)}} \quad (15)$$

式中， $r_{ab,cd}$ 为在变量 c 、 d 不变的情况下，变量 a 、 b 之间的二阶偏相关系数， $r_{ab,c}$ 、 $r_{ad,c}$ 、 $r_{bd,c}$ 分别表示变量 a 与 b 、 a 与 d 、 b 与 d 之间的一阶偏相关系数。

复相关分析主要分析多个因素对一个因素的影响，假设 y 和 z 是自变量， x 为因变量，则它们之间的复相关系数计算如下：

$$r_{x,yz} = \sqrt{1 - (1 - r_{xy}^2)(1 - r_{xz,y}^2)} \quad (16)$$

式中， x 为时间序列NPP， y 和 z 分别表示温度和降水。

用微分方程来量化气温、降水和太阳辐射对植被NPP变化的贡献，对于一个函数 $y = f(x_1, x_2, \dots, x_i)$ ，因变量 y 的变化可以表示为

$$dy = \sum \frac{\partial f}{\partial x_i} dx_i = \sum f'_i dx_i \quad (17)$$

式中， x_i 是第 i 个自变量， $f'_i = \partial f / \partial x_i$ 。此外，由于 y 随时间 t 变化，可以将公式改写为

$$\frac{dy}{dt} = \sum \frac{\partial f}{\partial x_i} \frac{dx_i}{dt} = \sum f'_i \frac{dx_i}{dt} \quad (18)$$

然后，可以得到：

$$\frac{dNPP}{dt} = \frac{\partial NPP}{\partial \text{tem}} \frac{d\text{tem}}{dt} + \frac{\partial NPP}{\partial \text{pre}} \frac{d\text{pre}}{dt} + \frac{\partial NPP}{\partial \text{radi}} \frac{d\text{radi}}{dt} + \varepsilon \quad (19)$$

量化气候变化与人类活动对中国沼泽湿地时空变化的贡献微分方程可表达为

$$\text{TR}_{\text{NPP}} = \frac{dNPP}{dt} = C_{\text{tem}} + C_{\text{pre}} + C_{\text{radi}} + \varepsilon = C_{\text{cc}} + C_{\text{ha}} \quad (20)$$

式中， $dNPP/dt$ 是长时间序列NPP的变化趋势， $dNPP/dt$ 、 $d\text{tem}/dt$ 、 $d\text{pre}/dt$ 、 $d\text{radi}/dt$ 分别表示NPP、温度、降水和太阳辐射对时间 t 的线性回归的斜率。 C_{cc} 、 C_{ha} 、 C_{tem} 、 C_{pre} 、 C_{radi} 分别表示气候变化、人类活动、温度、降水和太阳辐射对沼泽湿地NPP时空演变的贡献，其中人类活动对NPP时空演变的贡献定义为除气候变化（ C_{tem} 、 C_{pre} 、 C_{radi} ）对NPP时空演变贡献外剩余部分的贡献（ ε ）。

4 结果与分析

4.1 近20年中国沼泽湿地NPP估算结果及精度验证

利用湿地站点通量实测数据对像元尺度基于 k NDVI估算得到的NPP结果进行验证，并与利用NDVI估算得到的NPP结果进行对比，基于不同植被指数的沼泽湿地NPP估算结果见图2。可见利用CASA模型模拟得到的NPP结果与站点实测值具有较好的相关性（ $R^2 > 0.7$ ）。其中：利用 k NDVI指数估算得到的 NPP_{NDVI} 比基于NDVI模拟的 NPP_{NDVI} 具有更高的精度； NPP_{NDVI} 与NPP实测值的决定系数（ R^2 ）为0.854，均方根误差（RSME）为14.46 g/(m²·month)，与 NPP_{NDVI} 相比更接近真实值；基于 k NDVI指数估算得到的沼泽湿地NPP（以C计）结果在缓解NPP中等值域（30—90 g/(m²·month））高估问题方面较NDVI指数表现更优。

中国沼泽湿地近20年NPP均值及其空间分布见图3。可见，经逐像元统计，近20年中国沼泽湿地NPP的整体均值为176.38 g/(m²·a)。其中，值域在0—150 g/(m²·a)的像元数最多，占比高达46.03%；其次是150—300 g/(m²·a)、300—450 g/(m²·a)和450—600 g/(m²·a)，占比分别为27.90%、23.11%和2.84%，>600 g/(m²·a)占比最少，仅0.11%。中国沼泽湿地多年NPP均值区域规律明显，从纬度上呈现自低纬度到高纬度先减少后增加的趋势，这是多种因素综合作用的结果，如沼泽湿地分布、气温、降水量以及太阳辐射等（图3）。尽管低纬度地区（云南、广西壮族自治区等）沼泽湿地分布相对较少，但丰富的水热资源使得该地区沼泽湿地植被NPP多年平均值相对较高。中纬度地区

的青海、西藏自治区是中国沼泽湿地分布的主要区域之一，但由于相对的低气温与少降水量影响了该地区的沼泽湿地植被NPP多年平均值。东北

地区（高纬度）是中国沼泽湿地另一个主要分布区，加之相对适中降水量与温度，该地区NPP多年均值较青海、西藏地区要高。

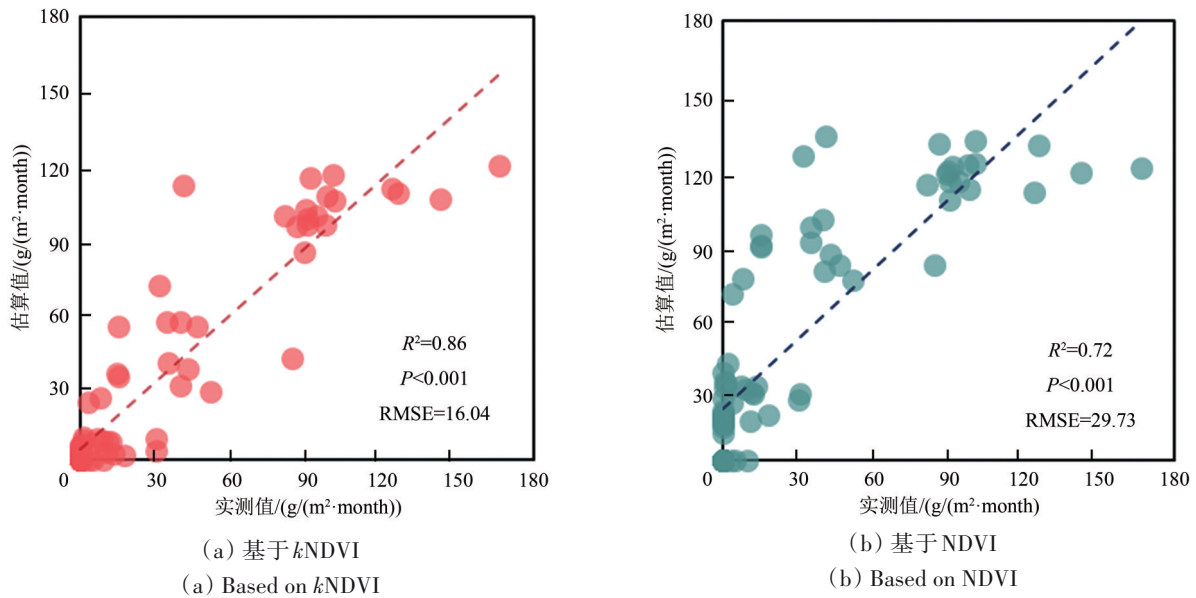


图2 基于不同植被指数的沼泽湿地NPP估算结果验证

Fig. 2 Validation of NPP estimates in swamp wetlands based on different vegetation indices

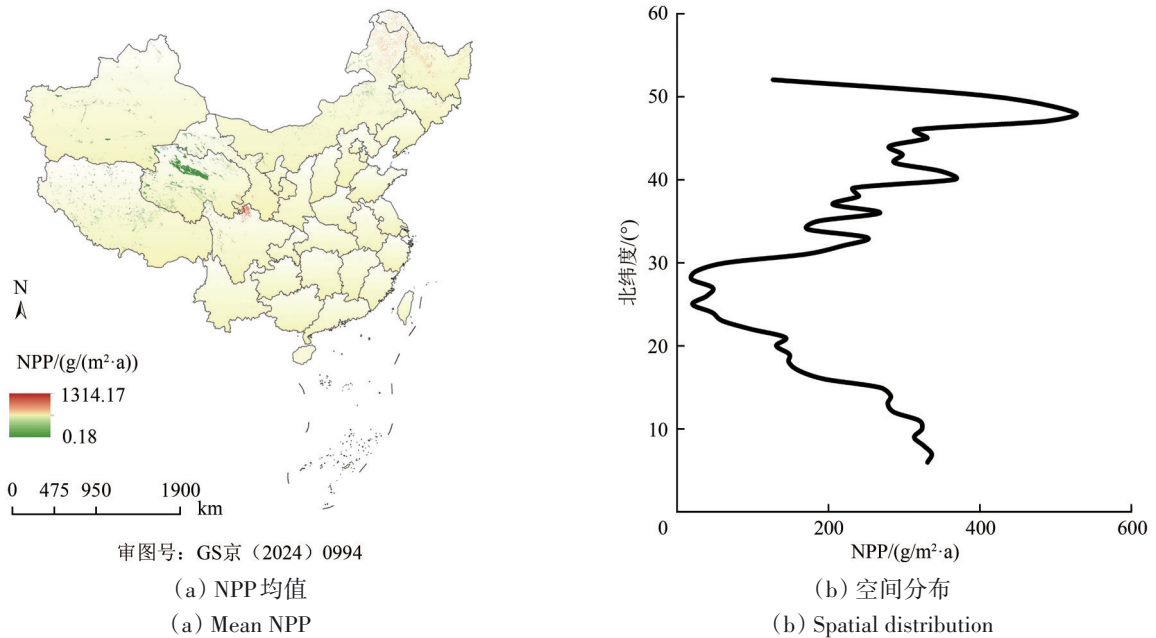


图3 中国沼泽湿地近20年NPP均值及其空间分布

Fig. 3 Mean NPP and its spatial distribution in Chinese marsh wetlands over the past 20 years

2001年—2020年中国沼泽湿地NPP值为0—1530 $g/(m^2 \cdot a)$ ，沼泽湿地NPP年最大值起伏较大。2001年、2010年和2020年中国沼泽湿地NPP空间分布见图4。沼泽湿地NPP空间分布与多年沼泽湿

地NPP均值分布较为一致，沼泽湿地NPP高值部分主要集中于四川北部以及黑龙江和内蒙古自治区北部，低值区则主要集中在青海中部。

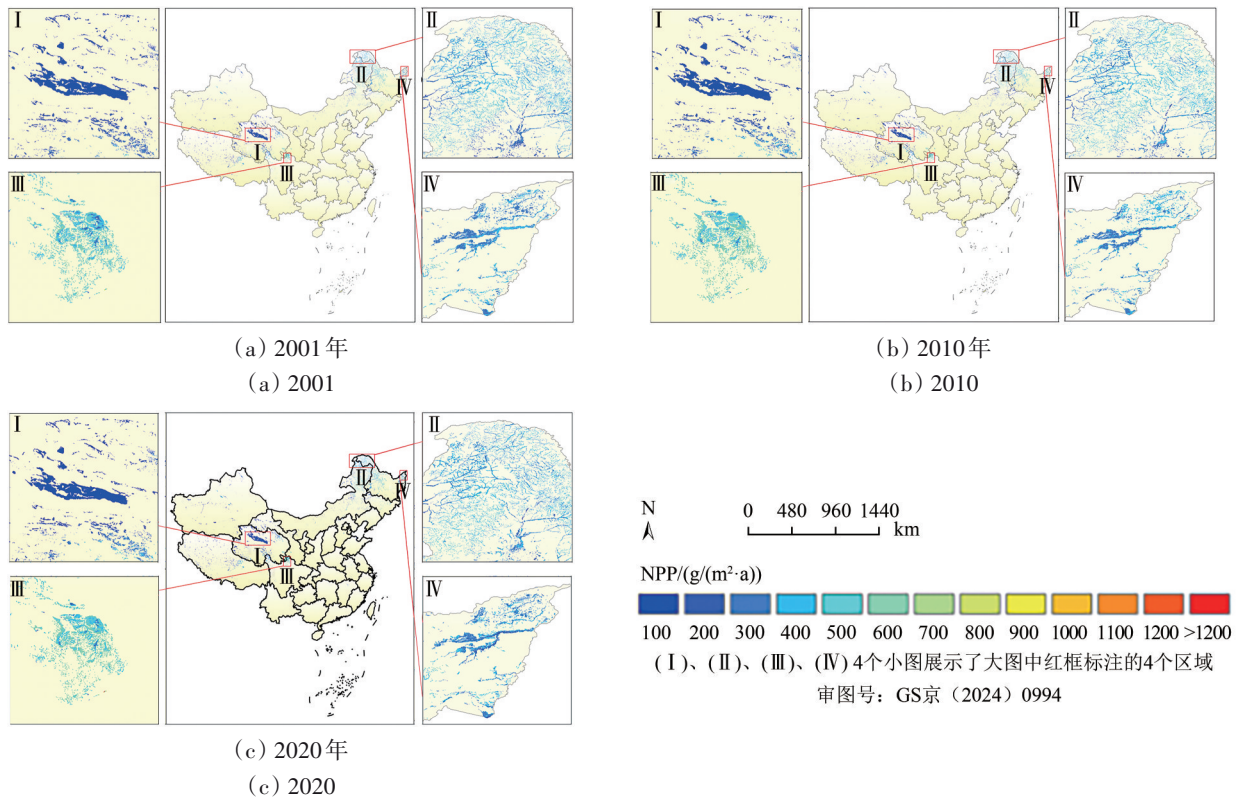


图4 2001年、2010年和2020年中国沼泽湿地NPP空间分布
Fig. 4 Spatial distributions of NPP in marshy wetlands in China of 2001, 2010 and 2020

4.2 中国沼泽湿地NPP时空演变分析

2001年—2020年中国沼泽湿地NPP年均值变化趋势见图5。从时间上来看，2001年—2020年研究区NPP年均值变化幅度介于 $162.73\text{--}189.34\text{ g}/(\text{m}^2\cdot\text{a})$ 之间呈波动上升趋势，增速为 $1.215\text{ g}/(\text{m}^2\cdot\text{a})$ ($R^2=0.82$)，均值为 $177.17\text{ g}/(\text{m}^2\cdot\text{a})$ 。其中，2001年—2018年间NPP起伏较大，波动特征明显，2018年—2020年呈下降趋势。近20年中国沼泽NPP年均值的最大值出现在2018年，平均值为 $189.34\text{ g}/(\text{m}^2\cdot\text{a})$ ，最小值出现在2003年，平均值为 $162.73\text{ g}/(\text{m}^2\cdot\text{a})$ 。以多年均值为参照 ($177.17\text{ g}/(\text{m}^2\cdot\text{a})$)，中国沼泽湿地NPP小于多年均值的年均集中分布在2010年以前，而大于多年均值的年份则集中分布在2010年之后。

近20年中国沼泽湿地NPP空间变化Mann-Kendall显著性检验结果及Theil-Sen median趋势叠加Mann-Kendall显著性结果见图6。从空间上来看，2001年—2020年间，中国沼泽湿地NPP整体呈现增加趋势，变化趋势呈增加和减少的区域比例分别为72.96%和26.27%。中国沼泽NPP变化不明显的面积占53.69%，显著变化的面积占19.15%，极显著变化的面积占27.17%。对沼泽湿地NPP趋势

变化结果和显著性结果进行叠加分析，其中显著增加和极显著增加的区域面积分别占15.36%和24.62%，显著减少和极显著减少的面积分别占2.55%和3.79%。中国沼泽湿地NPP显著与极显著增加的区域集中在东北平原、青海省东北部和西南部以及四川北部，NPP显著与极显著减少的区域主要分布在青海省西北部以及西藏自治区西南部。

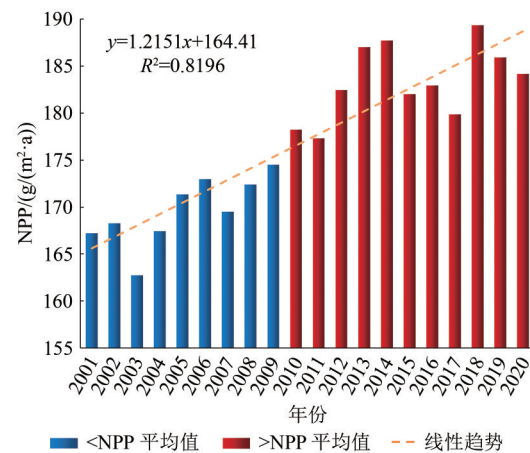


图5 2001年—2020年中国沼泽湿地NPP年均值变化趋势
Fig. 5 Trend of annual average value of NPP for marshy wetlands in China, 2001—2020

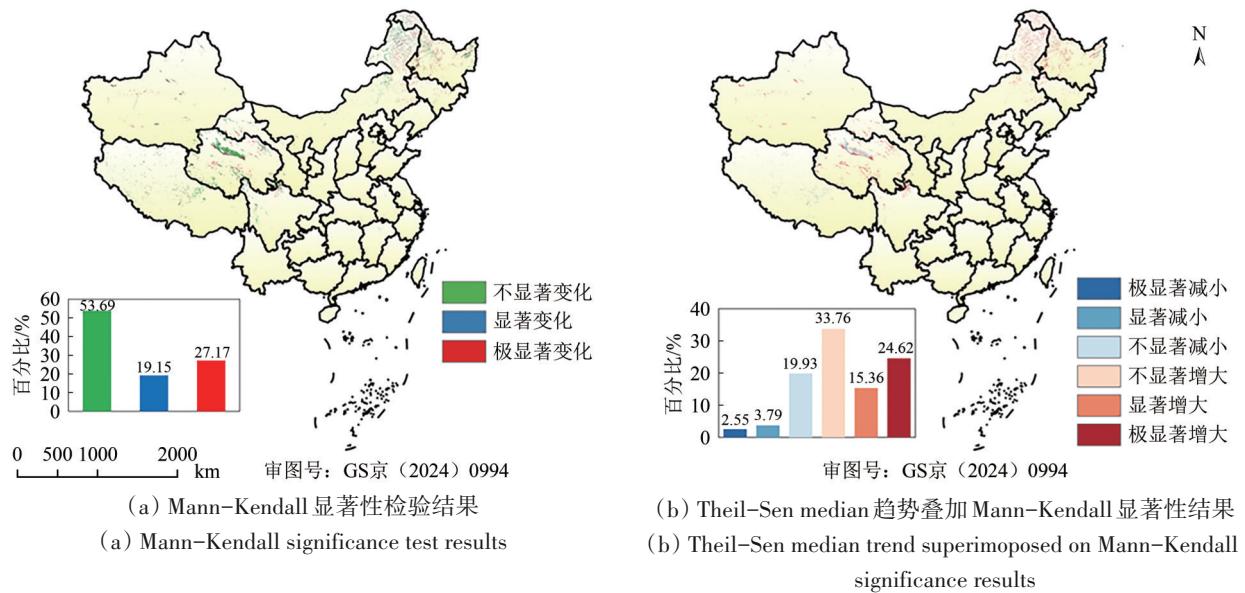


图6 近20年中国沼泽湿地 NPP 空间变化 Mann-Kendall 显著性检验结果及 Theil-Sen median 趋势叠加 Mann-Kendall 显著性结果

Fig. 6 Mann-Kendall significance test results and Theil-Sen median trend superimposed on Mann-Kendall significance results for spatial changes in NPP in Chinese swampy wetlands over the past 20 years

4.3 气候变化和人类活动对中国沼泽湿地时空演变的贡献

在排除其他因子影响的情况下，单独分析温度、降水和太阳辐射对沼泽湿地 NPP 的影响，结果表明气温、降水和太阳辐射与沼泽湿地 NPP 之间均主要呈正相关。沼泽湿地 NPP 与温度呈正相关的区域占 62.83%，主要分布于西藏东南部、青海西南部、内蒙古自治区东北部和黑龙江东北部。而沼泽湿地 NPP 与温度呈负相关的区域 (37.17%) 主要分布在青海和西藏，由于高海拔以及低气温，抑制了植被的生长，不利于植被有机质的积累。沼泽湿地 NPP 与降水呈正相关的区域高达 80.37%，主要分布于内蒙古自治区和黑龙江东北部、青海西南部以及西藏东南部。而沼泽湿地 NPP 与降水呈负相关的区域 (19.63%) 主要集中在青海、西藏和新疆地区，这是由于阴雨天气减少了植被接受的日照时数，不利于植被光合作用。沼泽湿地 NPP 与太阳辐射呈正相关的区域占 73.35%，其分布区域与 NPP 和气温的关系大致相同。而沼泽湿地 NPP 与太阳辐射呈负相关的区域 (26.65%) 主要集中在青海和西藏。偏相关系数显著性检验结果见图 7。沼泽湿地 NPP 与温度、降水以及太阳辐射之间均以不显著相关为主。其中，温度、降水和太阳辐射与沼泽湿地 NPP 之间呈不显著正相关

和不显著负相关区域分别占 57.66% 和 35.15%，59.54% 和 12.00% 以及 68.61% 和 25.77%。

综合探讨气温、降水因素对沼泽湿地 NPP 的影响，温度、降水与沼泽湿地 NPP 的复相关系数为 0—1 之间。经 F 显著性检验，温度、降水与沼泽湿地 NPP 相关性以不显著为主 (75.68%)。NPP 变化与气温和降水的复相关分析结果见图 8。其中气温和降水影响的区域占比为 66.23%，两者弱共同影响的区域占比最多 (43.40%)，其次是降水作用和气温单独影响，分别占 2.34% 和 19.58%，两者强共同作用的区域占比最少 (0.91%)。整体而言，气候变化对于中国沼泽湿地 NPP 时空演变的贡献为 66.24%，而非气候因素 (即人类活动) 的贡献为 33.76%，气候变化的贡献较人类活动更大。

气候变化与人类活动对 NPP 贡献结果见图 9。可以发现，气候变化引起沼泽湿地 NPP 增加的区域面积占比为 62.06%，其中贡献率 >80% 的面积占 5.44%，主要分布于内蒙古自治区东北、黑龙江西北部以及青海南部；减少的占比 37.94%，主要分布在青海西北部和西藏西南部。人类活动引起 NPP 增加的区域面积占比为 73.98%，其中贡献率 >80% 的面积占 41.77%，主要分布于内蒙古自治区东北、黑龙江西北部以及青藏高原；减少的占比 26.02%，主要分布于青海省中部以及西藏东南部。

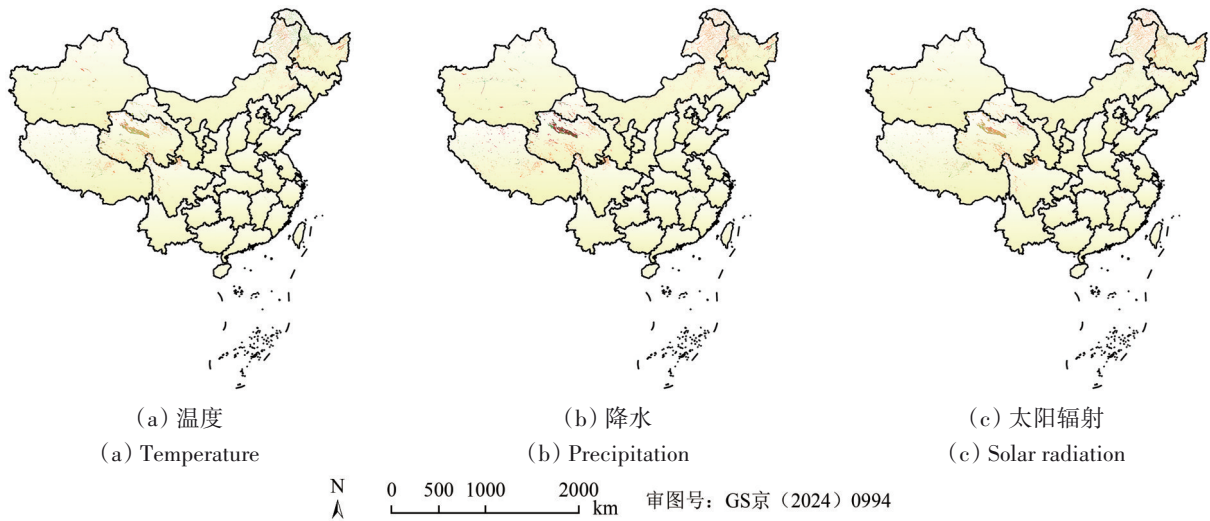


图7 近20年中国沼泽湿地NPP变化与温度、降水以及太阳辐射的偏相关分析

Fig. 7 Partial correlation analysis of changes in NPP and temperature, precipitation and solar radiation in Chinese swampy wetlands over the past 20 years

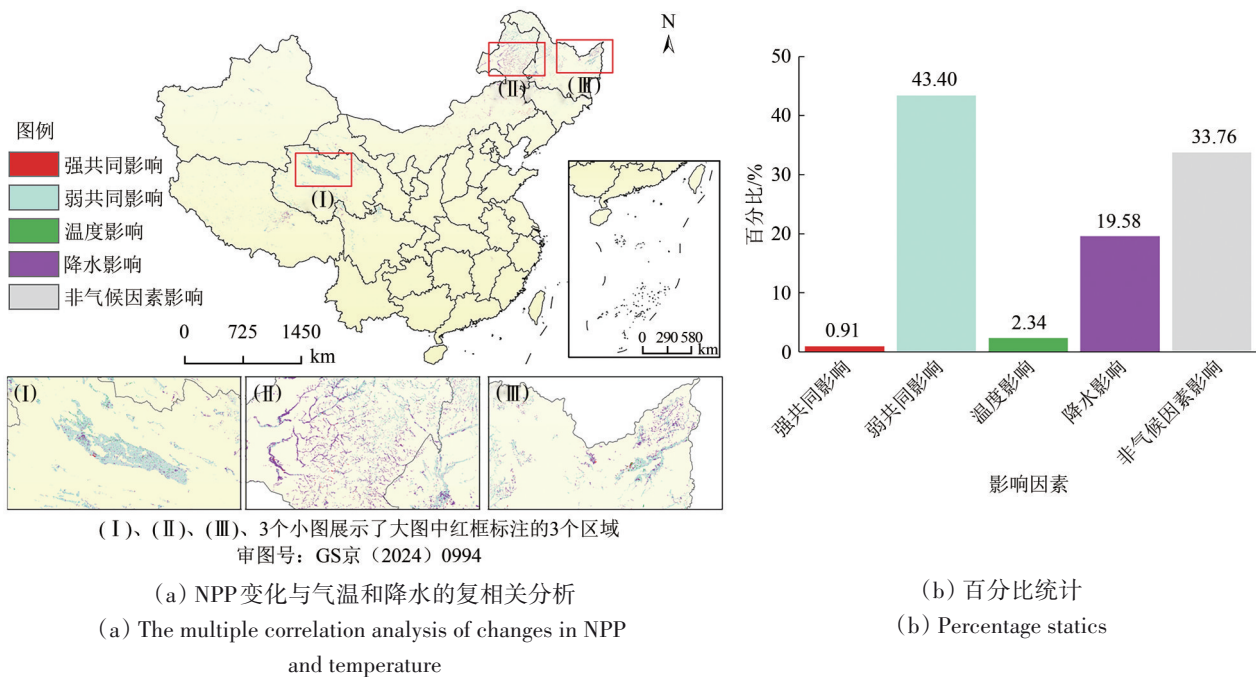


图8 近20年中国沼泽湿地NPP变化与气温和降水的复相关分析及百分比统计

Fig. 8 The multiple correlation analysis and percentage statistics of changes in NPP and temperature and precipitation in China's swampy wetlands over the past 20 years

4.4 中国沼泽湿地NPP时空演变的其他潜在驱动因子

2000年后,退耕还湖、湿地生态保护与修复等相关政策,对中国沼泽湿地的恢复和NPP变化起到了积极的作用,如湿地生态保护导致的土地利用变化对修复区域NPP增长具有直接的贡献。以东北三省为例(黑龙江、吉林和辽宁),2001年—2020年土地利用类型转移状况见图10,各土地利

用类型NPP总量见图11,总面积为4082.22 km²。2001年—2010年退耕/草还湿(沼泽湿地)的面积达到了12.95 km²,沼泽湿地NPP的总量则增加了23.14 Tg(以C计);2011年—2020年退耕/草还湿(沼泽湿地)的面积达到了8.94 km²,沼泽湿地NPP的总量则增加了18.06 Tg。中国沼泽湿地NPP年均值近20年呈显著增加趋势,中国湿地相关政策对湿地保护恢复以及NPP的增加具有一定的积极效应。

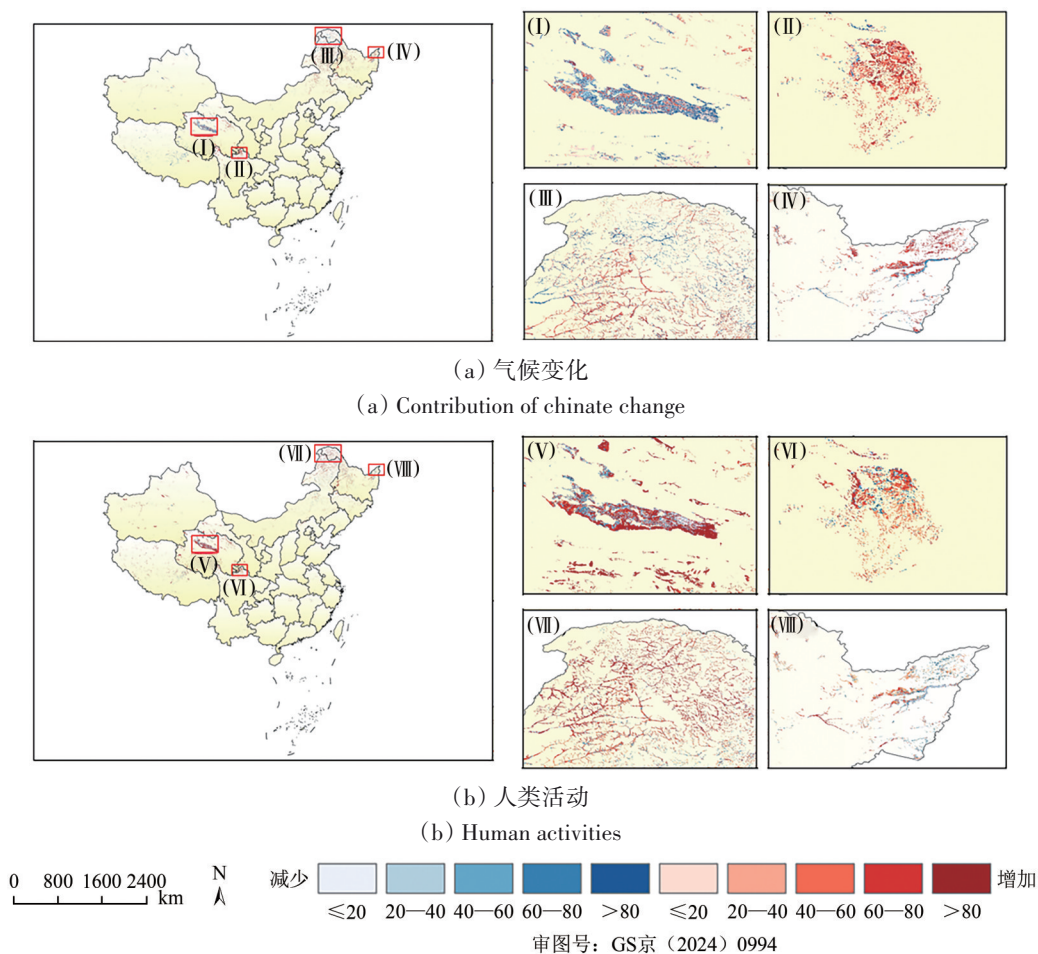


图9 气候变化和人类活动对近20年中国沼泽湿地NPP时空演变的贡献

Fig. 9 Contribution of climate change and human activities to the spatio-temporal evolution of NPP in swampy wetlands in China for the last 20 years

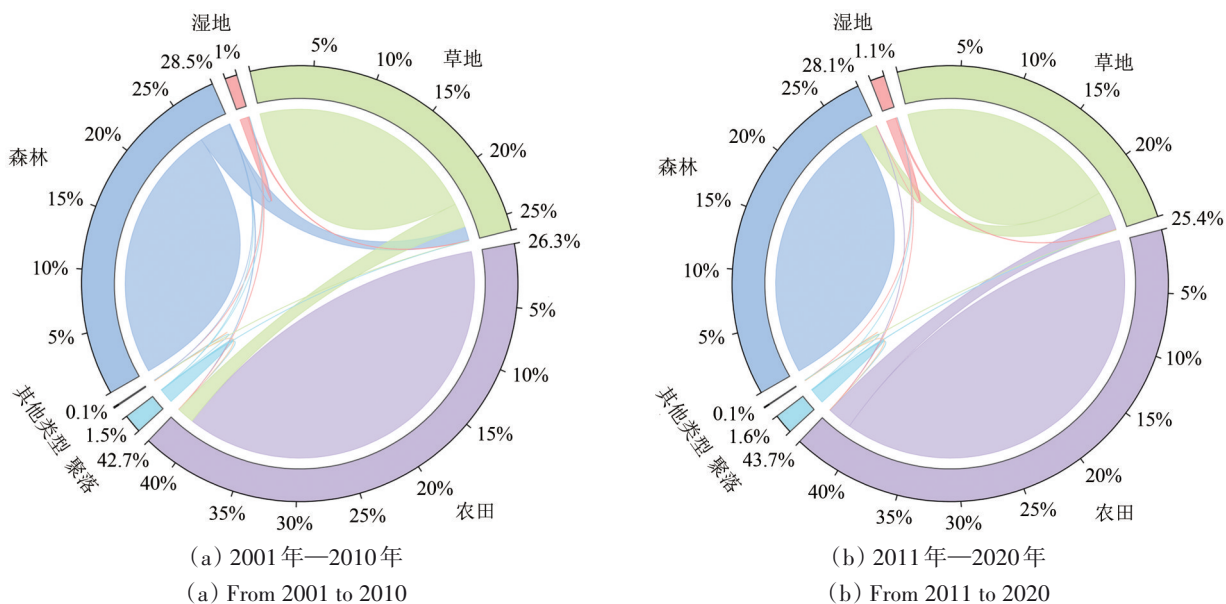


图10 东北三省土地利用类型转移状况: 2001年—2010年及2011年—2020年

Fig. 10 Land use type transfer status in the three northeastern provinces: from 2001 to 2010 and from 2011 to 2020

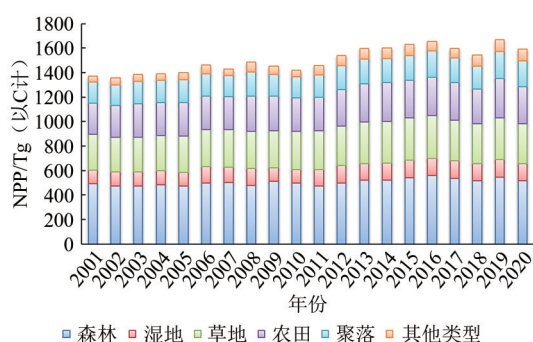


图 11 2001 年—2020 年东北三省各土地利用类型 NPP 总量

Fig. 11 Total NPP for each land use type in the three northeastern provinces, 2001—2020

5 讨论

研究发现大型生态保护修复工程的实施对沼泽湿地 NPP 的增长具有重要的积极作用，这与中国科学院“碳专项”结论基本一致，该研究表明中国生态修复项目的实施显著增加了全国生态系统碳汇 (Lu 等, 2018)。展望未来，湿地保护相关政策的不断完善，多项湿地保护修复工程的持续实施，有利于未来沼泽湿地植被 NPP 的增长和固碳能力的增强。然而研究未考虑大气和土壤中的碳、氮含量的变化对中国沼泽湿地 NPP 时空演变的作用。碳、氮含量的增加会在一定程度上增加光合作用，从而提高植被生产力。碳、氮元素在植被以及土壤中常常维持一定的比例，氮限制着植被对 CO_2 的吸收，很大程度上控制着碳生产和储存。有研究表明，碳、氮肥的施用使得耕地的 NPP 增速快于湿地和草地，但退耕还湿政策的实施在部分区域的 NPP 变化量出现了负增长 (程春香等, 2022)。此外，在分析气候变化与人类活动对湿地 NPP 的影响时，将系统误差全部归为人类活动的影响这在一定程度上会增加人类活动对于沼泽湿地 NPP 的影响。

受中高分辨率遥感影像缺失的影响，本研究采用月尺度时间序列的 MOD13Q1 数据和年尺度的土地利用覆盖数据 MCD12Q1 计算得到 2001 年—2020 年长时序中国沼泽湿地 NPP。不同沼泽湿地植被类型 (木本、灌丛及草本) 在光能利用率方面差异明显，但 MCD12Q1 产品数据中湿地植被类型并没有细分，这在一定程度上对沼泽湿地 NPP 的估算精度造成了影响。另一方面，中国沼泽湿地植被在不断地变化，尽管采用的 MCD12Q1 数据在不断更新，

但无法表达不同沼泽湿地植被类型地变化。因此，利用更高分辨率遥感影像 (Landsat、Sentinel-2) 获得较高精度和精细的中国沼泽湿地类型分布图，并准确估算和分析中国沼泽湿地 NPP 是未来研究工作的重点。后续研究会尝试将人类活动细化和定量化，进一步提高气候变化和人类活动对于 NPP 影响的准确度。

6 结论

针对目前中国沼泽湿地 NPP 估算和时空变化研究的相对缺乏以及 NPP 估算过程中存在的饱和和问题，本研究利用机器学习核函数 (RBF) 构建的 $k\text{NDVI}$ 指数与 CASA 模型估算了近 20 年中国沼泽湿地 NPP，并定量探讨了其时空演变的驱动机制，主要结论如下：

(1) 利用 $k\text{NDVI}$ 指数估算得到的 $\text{NPP}_{k\text{NDVI}}$ 与 NPP 实测值的具有更好的相关性，与 NPP_{NDVI} 相比更接近真实值， $k\text{NDVI}$ 指数在缓解 NPP 中等值域高估问题方面较 NDVI 指数表现更优；

(2) 中国沼泽湿地多年 NPP 均值区域规律明显，从纬度上呈现自低纬度到高纬度先减少后增加的趋势。2001 年—2020 年中国沼泽湿地 NPP 年均值呈显著增加趋势，显著与极显著增加的区域集中在东北平原、青海省东北部和西南部以及四川北部；

(3) 气候变化对于中国沼泽湿地 NPP 时空演变的贡献较人类活动更大，湿地相关政策对中国沼泽湿地的恢复和 NPP 变化起到了积极的作用。

研究结果在一定程度上提高了中国沼泽湿地 NPP 的估算精度，进一步丰富了中国沼泽湿地 NPP 相关研究，为沼泽湿地 NPP 准确估算提供了新思路。

参考文献 (References)

- Bao G, Chen J Q, Chopping M, Bao Y H, Bayarsaikhan S, Dorjsuren A, Tuya A, Jirigala B and Qin Z H. 2019. Dynamics of net primary productivity on the Mongolian Plateau: Joint regulations of phenology and drought. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 81: 85-97 [DOI: 10.1016/j.jag.2019.05.009]
- Brown R F and Collins S L. 2023. As above, not so below: long-term dynamics of net primary production across a dryland transition zone. *Global Change Biology*, 29(14): 3941-3953 [DOI: 10.1111/gcb.16744]

- Camps-Valls G, Campos-Taberner M, Moreno-Martínez Á, Walthers S, Duveiller G, Cescatti A, Mahecha M D, Muñoz-Marí J, García-Haro F J, Guanter L, Jung M, Gamon J A, Reichstein M and Running S W. 2021. A unified vegetation index for quantifying the terrestrial biosphere. *Science Advances*, 7(9): eabc7447 [DOI: 10.1126/SCIADV.ABC7447]
- Chen M K, Xu X B, Wu X H and Mi C. 2022. Centennial-scale study on the spatial-temporal evolution of riparian wetlands in the Yangtze River of China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 113: 102874 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.102874]
- Chen Y, Cao R Y, Chen J, Liu L C and Matsushita B. 2021. A practical approach to reconstruct high-quality Landsat NDVI time-series data by gap filling and the Savitzky-Golay filter. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 180: 174-190 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.08.015]
- Guo Z X, Wang Z M, Song K S, Liu D W and Zhang B. 2008. Spatial features of productivity variability of marsh in the Sanjiang Plain. *Wetland Science*, 6(3): 372-378 (国志兴, 王宗明, 宋开山, 刘殿伟, 张柏. 2008. 三江平原沼澤湿地植被净初级生产力空间变化特征分析. *湿地科学*, 6(3): 372-378) [DOI: 10.13248/j.cnki.wetlandsci.2008.03.004]
- Joiner J, Yoshida Y, Zhang Y, Duveiller G, Jung M, Lyapustin A, Wang Y J and Tucker C J. 2018. Estimation of terrestrial global gross primary production (GPP) with satellite data-driven models and eddy covariance flux data. *Remote Sensing*, 10(9): 1346 [DOI: 10.3390/rs10091346]
- Lei Q, Hu Z W, Wang J Z, Zhang H Y and Wu G F. 2023. Spatiotemporal dynamics of NDVI in China from 1985 to 2015: ecosystem variation, regional differences, and response to climatic factors. *Acta Ecologica Sinica*, 43(15): 6378-6391 (雷茜, 胡忠文, 王敬哲, 张英慧, 邬国锋. 2023. 1985-2015年中国不同生态系统NDVI时空变化及其对气候因子的响应. *生态学报*, 43(15): 6378-6391) [DOI: 10.5846/stxb202208032216]
- Liu F and Zeng Y N. 2021. Analysis of the spatio-temporal variation of vegetation carbon source/sink in Qinghai Plateau from 2000-2015. *Acta Ecologica Sinica*, 41(14): 5792-5803 (刘凤, 曾永年. 2021. 2000—2015年青海高原植被碳源/汇时空格局及变化. *生态学报*, 41(14): 5792-5803) [DOI: 10.5846/stxb201909302057]
- Lu F, Hu H F, Sun W J, Zhu J J, Liu G B, Zhou W M, Zhang Q F, Shi P L, Liu X P, Wu X, Zhang L, Wei X H, Dai L M, Zhang K R, Sun Y R, Xue S, Zhang W J, Xiong D P, Deng L, Liu B J, Zhou L, Zhang C, Zheng X, Cao J S, Huang Y, He N P, Zhou G Y, Bai Y F, Xie Z Q, Tang Z Y, Wu B F, Fang J Y, Liu G H and Yu G R. 2018. Effects of national ecological restoration projects on carbon sequestration in China from 2001 to 2010. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 115(16): 4039-4044 [DOI: 10.1073/pnas.1700294115]
- Luo L, Mao D H, Zhang B, Wang Z M and Yang G. 2020. Remote sensing estimation for light use efficiency of *Phragmites australis* based on Landsat OLI over typical wetlands. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 45(4): 524-533 (罗玲, 毛德华, 张柏, 王宗明, 杨桃. 2020. 基于Landsat OLI影像的典型湿地芦苇植被光能利用率遥感反演方法初探. *武汉大学学报·信息科学版*, 45(4): 524-533) [DOI: 10.13203/j.whugis.20180294]
- Luo L, Mao D H, Zhang B, Wang Z M and Yang G. 2021. Exploration and application of NPP estimation model for *Phragmites Australis* wetlands. *Remote Sensing Technology and Application*, 36(4): 742-750 (罗玲, 毛德华, 张柏, 王宗明, 杨桃. 2021. 芦苇湿地植被NPP估算方法探索与应用. *遥感技术与应用*, 36(4): 742-750) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.4.0742]
- Ma Z Q, Liu J Q, Wang H M, Li X R, Zeng H Q and Xu W J. 2008. Observation and modeling of NPP for *Pinus elliottii* plantation in subtropical China. *Science in China Series D: Earth Sciences*, 51(7): 955-965 (马泽清, 刘琪璟, 王辉民, 李轩然, 曾慧卿, 徐雯佳. 2008. 中亚热带人工湿地松林(*Pinus elliottii*)生产力观测与模拟. *中国科学 D辑: 地球科学*, 38(8): 1005-1015) [DOI: 10.3321/j.issn:1006-9267.2008.08.009]
- Mao D H. 2014. Quantitative Assessment in the Impacts of Human Activities on Net Primary Productivity of Wetlands in the Northeast China. Changchun: Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences (毛德华. 2014. 定量评价人类活动对东北地区沼泽湿地植被NPP的影响. 长春: 中国科学院研究生院(东北地理与农业生态研究所))
- Potter C S, Davidson E A, Klooster S A, Nepstad D C, De Negreiros G H and Brooks V. 1998. Regional application of an ecosystem production model for studies of biogeochemistry in Brazilian Amazonia. *Global Change Biology*, 4(3): 315-333 [DOI: 10.1046/j.1365-2486.1998.00154.x]
- Potter C S, Randerson J T, Field C B, Matson P A, Vitousek P M, Mooney H A and Klooster S A. 1993. Terrestrial ecosystem production: a process model based on global satellite and surface data. *Global Change Biology*, 7(4): 811-841 [DOI: 10.1029/93GB02725]
- Qi S Y, Chen S D, Long X R, An X X and Zhang M. 2023b. Quantitative contribution of climate change and anthropological activities to vegetation carbon storage in the Dongting Lake basin in the last two decades. *Advances in Space Research*, 71(1): 845-868 [DOI: 10.1016/j.asr.2022.07.068]
- Qi S Y, Zhang H Q and Zhang M. 2023a. Net primary productivity estimation of terrestrial ecosystems in China with regard to saturation effects and its spatiotemporal evolutionary impact factors. *Remote Sensing*, 15(11): 2871 [DOI: 10.3390/rs15112871]
- Su S T, Zeng Y, Zhao D, Zheng Z J and Wu X H. 2022. Optimization of net primary productivity estimation model for terrestrial vegetation in China based on CERN data. *Acta Ecologica Sinica*, 42(4): 1276-1289 (苏胜涛, 曾源, 赵旦, 郑菊菊, 吴兴华. 2022. 中国陆地植被净初级生产力估算模型优化与分析——基于中国生态系统研究网络数据. *生态学报*, 42(4): 1276-1289) [DOI: 10.5846/stxb202011263031]
- Sun H Z, Chen Y B, Xiong J N, Ye C C, Yong Z W, Wang Y, He D and Xu S C. 2022. Relationships between climate change, phenology, edaphic factors, and net primary productivity across the Tibetan Plateau. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 107: 102708 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.102708]
- Wang Q, Moreno-Martínez Á, Muñoz-Marí J, Campos-Taberner M

- and Camps-Valls G. 2023. Estimation of vegetation traits with kernel NDVI. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 195: 408-417 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2022.12.019]
- Wang S H, Zhang L F, Huang C P and Qiao N. 2017. An NDVI-based vegetation phenology is improved to be more consistent with photosynthesis dynamics through applying a light use efficiency model over boreal high-latitude forests. *Remote Sensing*, 9(7): 695 [DOI: 10.3390/rs9070695]
- Wang X, Biederman J A, Knowles J F, Scott R L, Turner A J, Dannenberg M P, Köhler P, Frankenberg C, Litvak M E, Flerchinger G N, Law B E, Kwon H, Reed S C, Parton W J, Barron-Gafford G A and Smith W K. 2022. Satellite solar-induced chlorophyll fluorescence and near-infrared reflectance capture complementary aspects of dryland vegetation productivity dynamics. *Remote Sensing of Environment*, 270: 112858 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112858]
- Wang Z S. 2012. NPP and GPP of temporal-geospatial variation of East Asia terrestrial ecosystem in 1949-2008yr. Xiangtan: Hunan University of Science and Technology: 86 (王昭生. 2012. 1949-2008年东亚区域陆地生态系统NPP和GPP的时空格局演变. 湘潭: 湖南科技大学: 86)
- Wu W C. 2014. The generalized difference vegetation index (GDVI) for dryland characterization. *Remote Sensing*, 6(2): 1211-1233 [DOI: 10.3390/rs6021211]
- Xu G J, Wu S Y, Ma H, Tang X Y, Nie L C, Zhai X J, Zhang N, Li W and Zhao X S. 2023. Carbon sequestration potential of Shaanxi Yellow River wetland vegetation based on NPP data. *Wetland Science and Management*, 19(1): 15-19 (徐干君, 吴胜义, 马浩, 唐希颖, 聂磊超, 翟夏杰, 张楠, 李伟, 赵欣胜. 2023. 基于植被净初级生产力(NPP)的陕西黄河湿地植被固碳潜力研. *湿地科学与管理*, 19(1): 15-19) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-3290.2023.01.03]
- Yang G J, Hautier Y, Zhang Z J, Lü X T and Han X G. 2022. Decoupled responses of above- and below-ground stability of productivity to nitrogen addition at the local and larger spatial scale. *Global Change Biology*, 28(8): 2711-2720 [DOI: 10.1111/gcb.16090]
- Yuan W P, Cai W W, Liu D and Dong W J. 2014. Satellite-based vegetation production models of terrestrial ecosystem: an overview. *Advances in Earth Science*, 29(5): 541-550 (袁文平, 蔡文文, 刘丹, 董文杰. 2014. 陆地生态系统植被生产力遥感模型研究进展. *地球科学进展*, 29(5): 541-550) [DOI: 10.11867/j.issn.1001-8166.2014.05.0541]
- Zhang M, Chen S D, Lin H, Liu Y and Zhang H Q. 2023. Net primary productivity estimation of Dongting Lake wetland. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(6): 1454-1466 (张猛, 陈淑丹, 林辉, 刘洋, 张怀清. 2023. 洞庭湖湿地净初级生产力估算研究. *遥感学报*, 27(6): 1454-1466) [DOI: 10.11834/jrs.20221744]
- Zhang M, Lin H, Long X R and Cai Y T. 2021. Analyzing the spatiotemporal pattern and driving factors of wetland vegetation changes using 2000-2019 time-series Landsat data. *Science of the Total Environment*, 780: 146615 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2021.146615]
- Zhang M, Yuan N Q, Lin H, Liu Y and Zhang H Q. 2022. Quantitative estimation of the factors impacting spatiotemporal variation in NPP in the Dongting Lake wetlands using Landsat time series data for the last two decades. *Ecological Indicators*, 135: 108544 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2022.108544]
- Zhang M and Zeng Y N. 2018. Net primary production estimation by using fusion remote sensing data with high spatial and temporal resolution. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 22(1): 143-152 (张猛, 曾永年. 2018. 融合高时空分辨率数据估算植被净初级生产力. *遥感学报*, 22(1): 143-152) [DOI: 10.11834/jrs.20186499]
- Zhang M, Zeng Y N and Zhu Y S. 2017. Wetland mapping of Dongting Lake Basin based on time-series MODIS data and object-oriented method. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 21(3): 479-492 (张猛, 曾永年, 朱永森. 2017. 面向对象方法的时间序列MODIS数据湿地信息提取——以洞庭湖流域为例. *遥感学报*, 21(3): 479-492) [DOI: 10.11834/jrs.20176129]
- Zhang M, Zhang H Q, Yao B, Lin H, An X X and Liu Y. 2023. Spatiotemporal changes of wetlands in China during 2000-2015 using Landsat imagery. *Journal of Hydrology*, 621: 129590 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2023.129590]
- Zhu W Q, Pan Y Z, Long Z H, Chen Y H, Li J and Hu H B. 2005. Estimating net primary productivity of terrestrial vegetation based on GIS and RS: a case study in Inner Mongolia, China. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 9(3): 300-307 (朱文泉, 潘耀忠, 龙中华, 陈云浩, 李京, 扈海波. 2005. 基于GIS和RS的区域陆地植被NPP估算——以中国内蒙古为例. *遥感学报*, 9(3): 300-307) [DOI: 10.11834/jrs.20050344]
- Cheng C X, Yu M, Mao Z J, Xie L N, Zhang Y C, Sun T, Xu Z M, Wu S, Li Q N and Xu J. 2022. Spatial-Temporal Evolution and Patterns of Abrupt Changes of NPP in Heilongjiang Province in the Process of Ecological Protection and Restoration in China. *Scientia Silvae Sinicae*, 58(7): 23-31 (程春香, 于敏, 毛子军, 谢连妮, 张永成, 孙涛, 徐作敏, 吴双, 荔千妮, 徐嘉. 2022. 中国生态保护修复进程下的黑龙江省NPP时空演变及突变模式. *林业科学*, 58(07): 23-31) [DOI: 10.11707/j.1001-7488.20220703]

Spatiotemporal evolution of net primary productivity of swampy wetlands in China

ZHANG Meng^{1,2,3}, ZHONG Anhao^{1,2,3}, QI Shuaiyang^{1,2,3}, LIU Yang⁴, ZHANG Huaiqing⁴

1. Research Center of Forestry Remote Sensing & Information Engineering Central South University of Forestry & Technology, Changsha 410004, China;

2. Key Laboratory of Forestry Remote Sensing Based Big Data & Ecological Security for Hunan Province, Changsha 410004, China;

3. Key Laboratory of State Forestry & Grassland Administration on Forest Resources Management and Monitoring in Southern Area, Changsha 410004, China;

4. The Research Institute of Forest Resources Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China

Abstract: Swampy wetlands (forest, scrub, and herbaceous swamps) are among the most important carbon reservoirs on earth and play a pivotal role in the global carbon cycle. The proportion of marshy wetlands in China is nearly 40% of the total wetland area, which is of great significance for maintaining regional biodiversity and ecosystem carbon balance. The Net Primary Productivity (NPP) of vegetation refers to the amount of organic matter accumulated by green plants through photosynthesis minus the remaining part of autotrophic respiration per unit of time and space. It is one of the most important indicators of the carbon sequestration potential of marsh wetlands, which plays a significant role in reflecting the ecological changes of vegetation in the context of climate change.

Aiming at the relatively weak research on NPP estimation in China's swampy wetlands and the saturation problem in the process of NPP estimation, this study estimated the NPP of China's swampy wetlands in the last 20 years on the basis of MODIS remote sensing data products (MOD13Q1 and MCD12Q1) using the kernel Normalized Difference Vegetation Index ($kNDVI$) constructed by the radial basis function kernel with the CASA model. Additionally, the spatiotemporal evolution of China's swampy wetlands and its driving mechanism from 2001 to 2020 were quantitatively analyzed and discussed.

The results of the study showed that the coefficient of determination (R^2) of NPP_{kNDVI} estimated using the $kNDVI$ index with the measured value of NPP was 0.854, and the root-mean-square error was 14.46 g C/m²month, which was closer to the real NPP value compared with NPP_{NDVI} . Compared with the saturation phenomenon of NDVI in highly vegetated areas, $kNDVI$ mitigated the saturation effect of the vegetation index itself, adapted to densely and sparsely vegetated areas, and improved the accuracy of the estimation of NPP of vegetation to a certain extent. The regional pattern of multiyear NPP mean values in China's swampy wetlands was obvious, showing a decreasing and then increasing trend from low latitude to high latitude. This pattern was the result of a combination of factors, such as the distribution of swampy wetlands, air temperature, precipitation, and solar radiation. The annual mean change in NPP in the study area from 2001 to 2020 ranged from 162.73 g C/m²a to 189.34 g C/m²a, indicating a fluctuating upward trend, with a growth rate of 1.215 g C/m²a ($R^2=0.82$) and a mean value of 177.17 g C/m²a. Between 2001 and 2020, the proportions of areas with increasing and decreasing NPP trends in China's swampy wetlands were 72.96% and 26.27%, respectively, and were mainly concentrated in the northeastern plains, the northeastern and southwestern parts of Qinghai Province, and the northern part of Sichuan. Compared with human activities, climate change is the main driving factor affecting the spatial and temporal evolution of China's swampy wetlands, with 66.23% and 33.76% of the influence area respectively.

Key words: swampy wetlands, net primary productivity, spatiotemporal evolution, human activities, climate change

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 41901385); Construction of National Authenticity Testing Station at Dongting Lake (No. 30-Y30A02-9001-20/22-6); China Postdoctoral Science Foundation (No. 2019M652815, 2020T130731)