

集成遥感数据的陆地净初级生产力估算模型研究综述

洪长桥^{1,3,4}, 金晓斌^{2,3,4*}, 陈昌春¹, 王慎敏¹, 杨绪红², 项晓敏²

(1. 南京信息工程大学地理与遥感学院, 南京 210044; 2. 南京大学地理与海洋科学学院, 南京 210023;
3. 南京大学自然资源研究中心, 南京 210023; 4. 国土资源部海岸带开发与保护重点实验室, 南京 210023)

摘要:净初级生产力(NPP)是衡量碳循环、指导土地利用、评估生态安全、指示环境变化、反映粮食安全等的重要参量,其估算受模型构建机理和生态系统关键地表参数输入的影响。近年来,随着遥感数据的不断丰富和遥感处理技术的快速发展,集成遥感数据的NPP估算模型相较于仅采用气候、土壤等传统观测数据的非遥感模型,在分析时空异质性等方面的优势日益凸显。本文基于Web of Science和CNKI两大数据库,采用文献统计分析方法,系统回顾NPP研究概况及国内外集成遥感数据的NPP估算模型的近期进展;并将集成遥感数据进行NPP估算的模型分为统计模型、光能利用率模型、过程模型及耦合模型四类;重点阐述了各类遥感估算模型的机理、差异性、适宜性及局限性;最后,在分析NPP遥感估算面临困境和科学挑战的基础上,从机理与影响因素、数据基础、参数反演、时空尺度拓展、软硬件支撑等方面对未来研究进行了展望。

关键词:净初级生产力(NPP);遥感数据;同化方式;驱动方式;估算模型;综述

1 引言

“净初级生产力(Net Primary Production/Productivity, NPP)”一词,早期研究主要集中在植物生理生态学领域(Whittaker, 1961; Hadley et al, 1967),用于评估自然和农业生产的能力。在《Primary Production of the Biosphere》一书中,其概念被界定为:绿色植被在单位时间、面积上通过光合作用同化CO₂的产物扣除自养呼吸消耗后的剩余有机物,是碳循环过程的重要分量(Lieth et al, 1975),并为学界广泛认可。NPP研究对于环境保护、土地利用、粮食安全、生态建设等政策制定意义重大(陶波等, 2001; 王宗明等, 2009; Yin et al, 2016; Yu et al, 2016),引起了国际社会的高度重视。在1971年人与生物圈计划(MAB)建立之初,就被用于分析人类活动与环境变化对生态系统的影响,其研究成

果为后续NPP研究奠定了良好的基础。20世纪80年代以来,世界气候研究计划(WCRP)、国际地圈-生物圈计划(IGBP)、国际生物多样性计划(DIVERSITAS)、国际全球环境变化人文因素计划(IHDP)等国际重大计划均将NPP相关研究作为重要内容之一。

目前,NPP测算方法主要包括站点观测法、实验法和模型法(蔡晓明, 2000; 陈吉泉等, 2014)。早期发展的站点观测或实验法,如样地清查法(直接收割法等)、涡度相关法、叶绿素测定法、放射性标记测定法及原料消耗量测定法等虽能获取较高精度的样点NPP,为估算模型构建提供基础参数和验证数据,但难以获取较大区域的NPP结果。用于估算大尺度NPP的模型法在20世纪末期发展迅速。依据Ruimy等(1994)的划分方法,相关模型可分为统计模型、参数模型和过程模型三类。其中,统计模型主要利用气象数据与实测NPP的经验统计关

收稿日期:2016-10;修订日期:2016-12。

基金项目:国家科技支撑计划项目(2015BAD06B02)[Foundation: National Science and Technology Support Program of China, No.2015BAD06B02]。

作者简介:洪长桥(1993-),男,湖南衡阳人,硕士研究生,主要从事资源遥感研究,E-mail: hcquinst@126.com。

通讯作者:金晓斌(1974-),男,甘肃兰州人,博士,副教授,博士生导师,主要从事土地资源管理研究,E-mail: jinxb@nju.edu.cn。

引用格式:洪长桥,金晓斌,陈昌春,等. 2017. 集成遥感数据的陆地净初级生产力估算模型研究综述[J]. 地理科学进展, 36(8): 924-939. [Hong C Q, Jin X B, Chen C C, et al. 2017. Overview on estimation models of land net primary productivity integrating remote sensing data[J]. Progress in Geography, 36(8): 924-939.]. DOI: 10.18306/dlkxjz.2017.08.002

系来估算 NPP; 参数模型以太阳辐射作为主要变量, 采用温度、降水等作为限制因子来估算 NPP; 过程模型则采用气象、土壤数据和植物生理参数来估算 NPP。由于传统地面观测获取的气象、土壤数据的时空分辨率较低, 因而仅利用这些数据使得模型发展、应用受到较大限制。陆地 NPP 形成过程复杂, 涉及植物生理、水文、气象、土壤、物理以及灾害等众多学科, 同时陆地生态系统又是一个自然因素与人为因素共同作用的领域, 致使 NPP 估算模型的发展在理论、技术上均面临较大瓶颈(张方敏等, 2012; 李明泽等, 2015)。同时, 随着 NPP 研究的深入, 研究尺度涵盖生态系统、特定景观等小尺度及区域、全球等大尺度, 研究对象逐渐从单一功能型生态系统转向具体物种及空间镶嵌型生态系统, 迫切需要对 NPP 估算方法论加以更新。

21 世纪初, 伴随着对地物信息敏感的遥感观测数据的不断丰富与遥感处理技术的快速发展, 时空异质性反映优势明显的集成遥感数据的陆地 NPP 估算模型逐渐兴起。尤其是近期多尺度、多分辨率遥感数据的出现, 为模型参数时空特征的量化创造了有利的条件。同时结合遥感数据对植物生长机理与影响因素深入探讨, 以及引入同化方法与耦合原理等新方法、新理论, 为模型参数与结构的优化提供了新的思路。其中, 遥感数据介入模型时主要采用两种方式: ①同化方式, 即结合遥感数据获取原非遥感参数; ②驱动方式, 即采用遥感数据构建模型参数。然而, 尽管集成遥感数据的陆地 NPP 估算模型已成为生态学、地理学研究的热点方向, 但对于其理论与方法进行系统梳理的研究尚不多见。基于上述认识, 本文结合 Web of Science 和 CNKI 两大数据库, 采用文献统计分析方法总结 NPP 及其遥感估算模型的发展历程, 重点综述近期应用较为普遍的基于集成遥感数据的 NPP 估算模型的原理、结构、适宜性、差异性、局限性, 并概要分析了遥感数据介入模型的方式。在此基础上, 提出目前 NPP 遥感估算研究面临的困境与挑战, 进而对 NPP 遥感估算未来发展趋势进行归纳和展望, 以期有效模拟陆地生态系统碳循环过程, 并为农业、国土及环保等政府决策部门对环境变化、土地利用与功能等监测和应对的实践需求提供参考。

2 文献回顾与分析

2.1 NPP 研究总体概况

由于 NPP 研究涉及学科众多, 包括生态学、植

物学、地理学以及气候学等。为探究不同学科领域 NPP 研究情况, 在 Web of Science 中以“net primary productivity” or “net primary production”为主题共搜集到 10030 篇文献(检索时段为 1990-2016 年, 检索时间为 2016 年 10 月 11 日, 下同)。统计表明, 近 20 多年有关 NPP 的文献数量呈指数型增长(图 1)。不同研究方向的文献数量存在较大差异, 居于前三位的研究方向分别为: 生态环境学(47.65%)、植物学(17.64%)和生物学(17.25%); 紧随其后是地理学(16.25%)、气候学(10.22%)和农学(9.77%); 遥感学仅占 4.49%(指各研究方向文献占总检索文献数量的比例)。由此可见, NPP 研究存在较明显的学科交叉现象(各研究方向所占比例总和>1), 同时遥感作为一门可应用于 NPP 研究的新兴技术, 受到了学术界的关注(图 2)。

为探索 NPP 研究中采用遥感数据的总体情况, 在 Web of Science 中以“net primary productivity” and “remote sensing” or “net primary production”

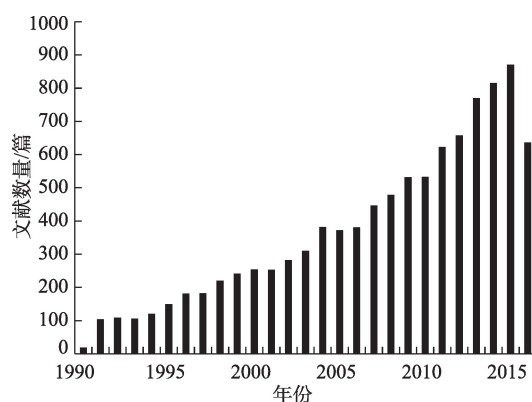


图 1 1990-2016 年 Web of Science 中 NPP 文献量

Fig.1 Number of net primary productivity (NPP)-related articles in Web of Science, 1990-2016

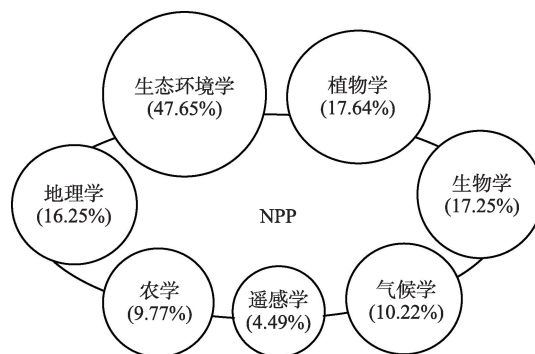


图 2 不同学科中关于 NPP 文献量统计

Fig.2 NPP-related articles in different subject areas

and “remote sensing” 为主题进行文献检索的同时, 在CNKI中同样以“净初级生产力”并且“遥感”为主题进行文献检索。文献分析表明, 近20多年来NPP研究中采用遥感数据的文献数量不断增加(图3), 尤其是2000年之后, 随着遥感数据的大量涌现, 遥感数据在NPP估算中的应用能力受到国内外学者的广泛关注。可能由于卫星资料收集和研究方法滞后等方面的原因, 国内研究起步稍晚于国外。国际论文主要刊发在《Remote Sensing of Environment》《International Journal of Remote Sensing》《Agricultural and Forest Meteorology》《Global Change Biology》《IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing IGARSS》《Remote Sensing》《Biogeosciences》《Journal of Geophysical Research Biogeosciences》《Ecological Modelling》《Proceedings of the Society of Photo Optical Instrumentation Engineers Spin》等期刊(图4)。国内论文主要刊发在《生态学报》《生态学报》《自然资源学报》《应用生态学报》《资源科学》《植物生态学报》《干旱区资源与环境》《地理学报》《农业工程学报》《水土保持通报》等期刊。

2.2 NPP遥感估算模型研究概况

为探究NPP遥感估算模型的发展状况, 分别在Web of Science中以“net primary production /productivity”和“remote sensing”和“model”为主题, 在CNKI中以“净初级生产力”并且“遥感”并且“模型”为主题进行文献检索。结合已有划分方法(Ruimy et al, 1994), 依据经验统计关系、资源平衡原理、植物生理生态学过程和耦合原理等理论, 将所收集文献中的集成遥感数据的NPP估算模型归纳为四类, 即: 统计模型、光能利用率模型、过程模型和耦合模型。相关模型文献概况如图5。遥感数据主要以同

化、驱动两种方式影响模型的构建与发展(图6)。

3 国内外集成遥感数据的NPP估算模型研究进展

3.1 集成遥感数据的统计模型

植被指数(VI)、叶面积指数(LAI)等能反映植被

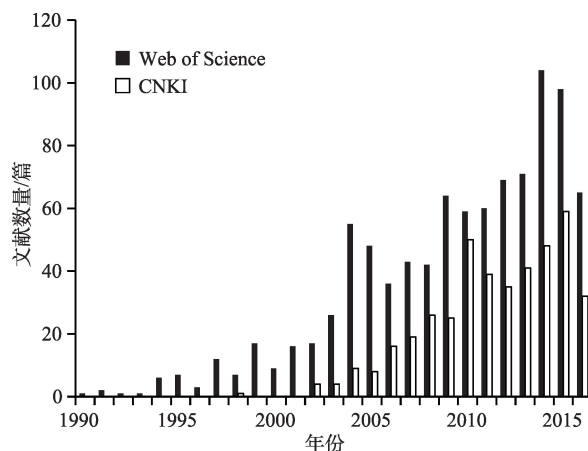


图3 NPP研究中采用遥感的文献量

Fig.3 Number of articles using remote sensing in NPP study

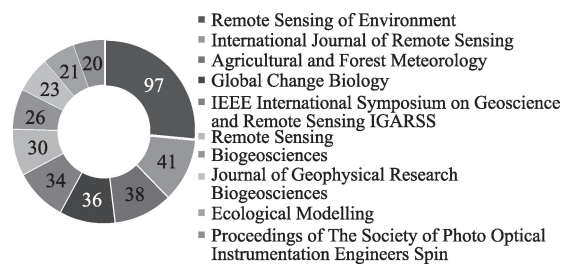


图4 NPP研究中应用遥感的文献量前10名国际核心期刊

Fig.4 Top 10 journals with articles using remote sensing in NPP study

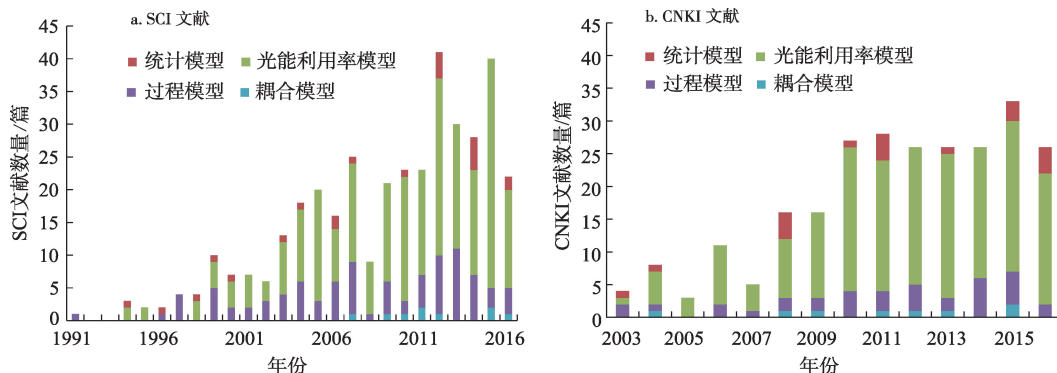


图5 1990-2016年国内外集成遥感数据的NPP估算模型统计

Fig.5 Statistics of NPP estimation models intergrating remote sensing from journals indexed by SCI and from CNKI, 1990 - 2016

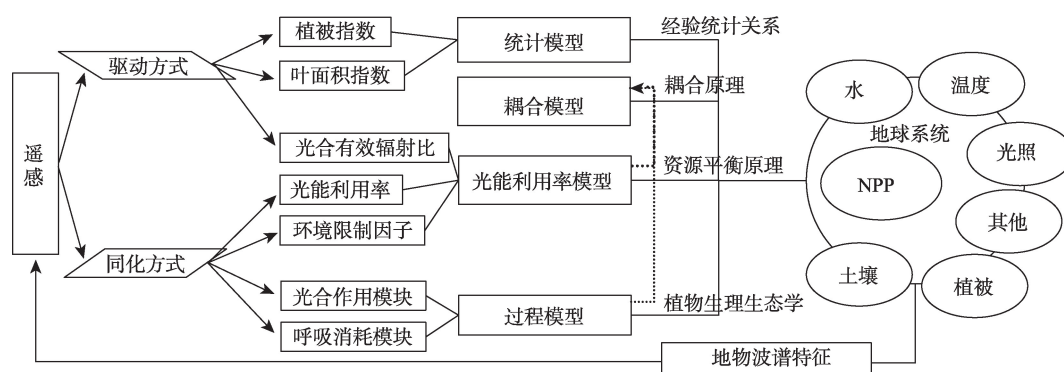


图6 遥感数据介入NPP估算模型的典型过程

Fig.6 A typical procedure of integrating remote sensing data into NPP estimation models

长势状况(刘洋等, 2013; 史舟等, 2015), 气候条件能影响植物生长、发育过程(孙成明等, 2015)。可通过探讨VI、LAI、气象因子等与地面样点实测NPP之间的经验统计关系, 构建统计模型, 进而用于区域NPP估算。遥感数据大多用于反演VI、LAI, 以驱动方式介入统计模型。依据考虑的因子个数, 将目前应用较多的遥感数据驱动的统计模型划分为两类: 第一类是基于VI或LAI等单个因子的线性或非线性关系模型, 如简单线性回归、指数函数模型、幂函数模型、对数函数模型、移动平均回归及二次多项式函数模型等; 第二类是采用统计分析方法, 考虑VI或LAI及气候条件等多类因子的综合模型。

在第一类统计模型发展过程中, 利用以NDVI为代表的VI构建区域NPP估算模型最为常见。考虑到NDVI的地物表征适宜性及植被生长特征, NDVI不同使用方式为众多学者尝试, 包括年内累积NDVI、生长季累积NDVI、每周NDVI、10天NDVI、年内平均NDVI、年内最大NDVI及某时间断面NDVI等。对于草原植被, 尤其是一年生植被而言, 由于植被覆盖水平、气候条件等的差异, NPP与NDVI之间的统计关系在生长季内不同时期存在差异, 一般在7月、8月表现较优(An et al, 2013; 郭群等, 2013; 常学礼等, 2015)。然而, 由年内累积NDVI构建的统计模型解释能力有时强于由年内最大NDVI或生长季累积NDVI构建的统计模型(Blanco et al, 2016)。有学者利用年内累积NDVI成功构建相应区域NPP估算模型, 如指数函数模型(Lo Seen Chong et al, 1993)、对数函数模型(肖乾广等, 1996)、幂函数模型(Paruelo et al, 1997); 也有学者利用季度NDVI与横轴所构成的面积求取年内累积值, 进而估算NPP (Roces-Díaz et al, 2015)。对于森林等多

年生植被类型, 年内植被覆盖相对稳定, 因此年内平均NDVI也可用于构建当年NPP估算模型(郑元润等, 2000; 蒋蕊竹等, 2011)。

尽管NDVI与NPP相关性较好, 但这种关系的强度受土地覆盖类型、土壤背景及土壤湿度等因素的影响。通过考虑这些因素, 可构建精度较好的区域NPP估算模型。例如, 针对NDVI因采用非线性拉伸增强红光和近红外波段的反射率对比度而在植被高覆盖区较易饱和的不足, 以及为消除土壤背景等的影响, 选用修正土壤调节植被指数(MSAVI)估测LAI, 进而构建较好的区域NPP估算模型(宗玮等, 2011)。而从考虑土地覆盖类型角度来看, 可通过以下三种方式提高区域NPP估算精度: 一是在植被(如草本、木本)混合生长区提取各自所占比例, 进而基于NDVI等进行回归建模(Blanco et al, 2016); 二是寻找不同土地覆盖类型区的基于NDVI等的最优关系模型(Gao J X et al, 2012); 三是选取多种植被指数(如RVI、NDVI、EVI、MSAVI及WDVI等), 获取不同土地覆盖类型最优关系, 进而构建整合模型(Mao et al, 2014)。

由于植物生长过程受气候条件的影响, 而第一类统计模型显然对于气候因素考虑欠缺, 使得模型应用能力受到较大限制。通过相关性分析, 结合VI或LAI及水分、温度、辐射等因子构建的综合模型, 则是近期发展的第二类统计模型。例如, Irisarri等(2012)发现基于APAR(基于NDVI或EVI获取的FPAR乘以入射光合有效辐射PAR)的回归模型解释能力大多优于仅基于VI的回归模型; Petrosillo等(2013)考虑了水的影响, 结合NDVI和NDII较好地模拟了区域初级生产力; 孙成明等(2013)引入水热影响因子, 建立了在NDVI回归建模的基础上, 以年

均温、年降水量作为调节因子的中国南方草地NPP估算综合模型,避免了模型关系在年际间的波动;此外,孙成明等(2015)基于相关性分析,采用LAI和考虑月辐射、月均温、月降水量的单位叶面积光合累积量,成功构建了中国草地NPP估算综合模型。

近期有研究表明,日光诱导叶绿素荧光SIF与GPP在全球尺度上存在线性回归关系(Damm et al, 2015)。在日光诱导荧光遥感方面的进一步探索,将为NPP估算提供新的思路。统计模型通过探讨VI、LAI及气候因子与NPP的经验统计关系,能在一定程度上估算区域NPP。但该方法尚存在以下一些不足:①对陆地生态系统过程与功能考虑不足,在植物物理和生理等机理解释方面存在一定局限。②在应用能力方面存在不足。目前主要关注自然植被类型(尤其是草地),对于受人为影响较大的耕地、园地等土地覆盖类型变化较大的农用地研

究不足;对于各土地覆盖类型在不同时期采用的VI类型等缺乏系统分析;现有统计模型一般建立在一定的时空尺度上,具有时空依赖性;统计模型是基于地面观测数据和遥感数据而建立,无法应用于预测研究。③模型构建存在不确定性。样地代表性及其观测的方法、遥感数据的质量及其对象适宜性等均可对研究结果产生较大影响。

3.2 集成遥感数据的光能利用率模型

植被吸收的太阳辐射(APAR)与其生产力呈强相关;光能利用率(ϵ)可表示为同化过程中存储的化学能与吸收的太阳辐射的比值(Monteith, 1972; Monteith et al, 1977)。二者的乘积可用来表征植被生产力;但二者受温度、水分、大气CO₂浓度等外部条件限制。这一资源平衡原理,为光能利用率模型构建的理论基础。利用光能利用率模型(表1)估算NPP时,有两种方式:一是以NPP为直接因变量;二

表1 集成遥感数据的光能利用率模型应用案例

Tab.1 Examples of light use efficiency models integrating remote sensing data

| 模型 | 表达式 | 范围/土地覆盖类型 | ϵ^* 来源(取值) | 参考文献 |
|---------------------|---|--------------------|-------------------------|----------------------|
| CASA | $APAR \times \epsilon^*(N) \times f(T) \times f(W)$ | 湖南省/5大类19小类 | 文献(0.39~0.99) | 陈晓玲等, 2016 |
| SEBAL | $APAR \times \epsilon^*(N) \times f(T) \times f(W)$ | 河北省2县/农作物 | — | 苏伟等, 2014 |
| N _{NPP} | $APAR \times \epsilon^*(N) \times \min[f(T), f(W)]$ | 青海省/6类草地 | 文献、实测反演 | 卫亚星等, 2012 |
| AgI-LUE | $APAR \times \epsilon(N)$ | 美国2州/玉米、大豆 | 统计数据反演 | Bandaru et al, 2013 |
| PEM | $APAR \times \epsilon^*(N) \times f(T_s, T_a)$ | 美国2地/城郊草坪 | 涡度通量观测 | Wu et al, 2012 |
| Modis-derived NPP | $APAR \times \epsilon^*(N) \times f(T) \times f(W)$ | 中国2站点/林地 | 文献(55.2α(C3); 2.76(C4)) | Chen et al, 2008 |
| GPP/NPP | $APAR \times \epsilon^*(G) \times f(T) \times f(W)$ | 黑河流域/5类植被 | 文献 | Gao S et al, 2012 |
| C-Fix | $APAR \times \epsilon^*(G) \times f(T) \times f(CO_2)$ | 中国/陆地植被 | 1.1 | 陈斌等, 2007 |
| GLO-PEM | $APAR \times \epsilon^*(G) \times f(T) \times f(W) \times f(VPD)$ | 中国西南地区/陆地植被 | 55.2α(C3); 2.76(C4) | 赵志平等, 2015 |
| VPM | $APAR \times \epsilon^*(G) \times f(T) \times f(W) \times f(P)$ | 中国/耕地 | 涡度通量观测 | 冀咏赞等, 2015 |
| Beams | $APAR \times \epsilon^*(G) \times (P_{actual}/P_{max})$ | 全球/陆地植被 | 0~1 | Sasai et al, 2005 |
| TL-LUE | $(APAR_{msu} \times \epsilon_{msu}^*(G) + APAR_{msh} \times \epsilon_{msh}^*(G)) \times f(T) \times f(VPD)$ | 中国/5类植被 | 实测反演 | He et al, 2013 |
| TL-LUE _n | $[(APAR_{msu} \times \epsilon_{msu}^*(G) \times \beta) / (APAR_{msu} \times \epsilon_{msu}^*(G) + \beta) \times LAI_{msu} + (APAR_{msh} \times \epsilon_{msh}^*(G) \times \beta) / (APAR_{msh} \times \epsilon_{msh}^*(G) + \beta) \times LAI_{msh}] \times f(T) \times f(VPD)$ | 美国18站点、加拿大4站点/4类植被 | — | Wang F M et al, 2014 |
| 3PG | $APAR \times \epsilon^*(G) \times f(T) \times f(VPD) \times f(CO_2) \times f(F) \times f(\theta_s) \times f(N)$ | 俄勒冈州西部/冷杉 | — | McAdam, 2015 |
| EC-LUE | $APAR \times \epsilon^*(G) \times \min[f(T), f(W)]$ | 全球36站点/C3/C4作物 | 2.14 | Yuan et al, 2016 |
| TEC | $APAR \times \epsilon^*(G) \times f(T) \times f(W)$ | 美国18站点/3类植被 | 文献(1.8(C3); 2.76(C4)) | Yan et al, 2015 |
| GEO-LUE | $APAR \times \epsilon^*(G) \times f(T) \times f(W) \times f(VPD)$ | 中国/陆地植被 | — | Gao Z Q et al, 2012 |
| TURC | $APAR \times \epsilon(G)$ | 全球/陆地植被 | 1.21 | Ruimy et al, 1996 |
| CFLUX | $APAR \times \epsilon^*(G) \times f(T) \times \min[f(W) \times f(VPD)] \times f(SA)$ | 北美/8类植被 | 实测反演(0.7~4.9) | King et al, 2011 |

注:“—”指文中未对 ϵ^* 来源或取值做明确说明; $f(T)$ 、 $f(W)$ 、 $f(CO_2)$ 、 $f(VPD)$ 、 $f(P)$ 、 $f(F)$ 、 $f(\theta_s)$ 、 $f(N)$ 、 $f(SA)$ 分别指温度、水分、CO₂施肥效应、水汽压差、物候期、每月低于2℃的天数所占比例、冠层气孔导度、营养、林龄等对光能利用率的限制; $f(T_s, T_a)$ 指空气温度 T_s 和 T_a 对光能利用率的限制; $APAR_{msu}$ 和 $APAR_{msh}$ 分别指阳叶、阴叶吸收的光合有效辐射; ϵ_{msu} 和 ϵ_{msh} 分别指阳叶、阴叶的最大光能利用率; LAI_{msu} 和 LAI_{msh} 分别指阳叶和阴叶叶面积指数; β 指光饱和下最大冠层光合作用通量密度; α 指光合作用量子产率常数。

是以 GPP 为直接因变量, 考虑自养呼吸或碳利用效率, 间接估算 NPP 。由于参数简单易得、具有一定机理性及遥感介入优势明显等原因, 这类模型成为学者们研究区域 NPP 遥感估算的重点。

不同光能利用率模型由于对土地覆盖类型、植被吸收光合有效辐射比 ($FPAR$)、环境限制因子、光合有效辐射 (PAR) 及最大光能利用率 (\mathcal{E}^*) 等参数的考虑不同而存在差异。遥感数据介入光能利用率模型时, 在土地覆盖类型和 $FPAR$ 等方面, 主要表现为驱动方式; 在环境限制因子、 PAR 和 \mathcal{E}^* 方面, 则主要表现为同化方式。通过对目前应用较多的集成遥感数据的光能利用率模型进行分析, 从以下几方面论述模型特点及其发展过程:

(1) 土地覆盖类型可从研究对象角度影响模型构建与应用。例如, CASA 模型构建时考虑土地覆盖类型之间的差异, 设置不同参数 (陈晓玲等, 2016); 以 C3 植被作为整体构建的 EC-LUE 模型在应用于 C4 植被时存在低估现象 (Yuan et al, 2016); AgI-LUE 模型模拟的玉米、大豆 NPP 分别是 MOD17A3 中对应时空范围模拟的耕地 NPP 的 2.4 倍、1.1 倍, 但其与通量观测数据一致性较好 (Bandaru et al, 2013) 等。这些研究结果说明, 以不同土地覆盖类型为研究对象而建立的相应模型, 其应用对象适宜性存在差异。

(2) \mathcal{E}^* 影响模型估算的 NPP 结果, 在各模型中由于取值方式、研究对象、时空尺度等原因而存在取值差异。目前在以 NPP 、 GPP 为直接因变量的模型中, 分别采用 $\mathcal{E}^*(N)$ 、 $\mathcal{E}^*(G)$ 来表示 NPP 、 GPP 阶段 \mathcal{E}^* 值 (表 1)。 \mathcal{E}^* 取值时, 则主要通过涡度通量观测、统计数据反演、样点实测反演及文献结果提取等方式获取对象 (考虑时间、空间或土地覆盖类型等) 适宜值。值得一提的是, 在土地覆盖类型混合区, 可通过对区内各土地覆盖类型的 \mathcal{E}^* 进行加权平均, 进而获取区内植被 \mathcal{E}^* (卫亚星等, 2012); 而考虑到阴叶、阳叶光合作用差异, 可将植被 \mathcal{E}^* 分为阴叶、阳叶 \mathcal{E}^* (He et al, 2013)。另外, 由于不同时空尺度下 \mathcal{E}^* 存在差异, 还应详细考虑 \mathcal{E}^* 在区域 NPP 估算中的应用 (Xin et al, 2015)。学界对于 \mathcal{E}^* 的取值存在争议, 因此这方面仍有待进一步研究。

(3) 光能利用率模型最初多利用辐射站点的太阳辐射数据获取 PAR (陈斌等, 2007), 但由于辐射站点较少的原因, 在中小尺度区域的应用受到限制。因此, 采用气象站点数据与辐射站点数据的回归关

系获取气象站点下的 PAR (刘玉安等, 2013), 在某种程度上讲, 可实现对辐射站点数据的加密。而从点到面的区域 PAR 估算则经历了由格网插值 (尤其是克里金插值) 到 ANUSPLIN 样条插值 (陈斌等, 2007; 卫亚星等, 2012; 牛忠恩等, 2016), 由未考虑地形到考虑地形的过程 (陈斌等, 2007; 刘玉安等, 2013; 池源等, 2015)。随着这些估算方式的改进, 模型参数估算精度得到了提高, 模型应用能力也相应得到了提高。从点数据推测面数据在一定程度上能获取区域 PAR , 但面数据的直接获取可能将进一步提高模型的估算精度。因此, 近期基于遥感数据的区域 PAR 估算方法被逐步引入光能利用率模型 (牛忠恩等, 2016)。值得一提的是, 鉴于云层状况对光合作用的影响, 对太阳辐射中的直接辐射和散射辐射分别加以考虑, 将显著提高模型在有云条件下的模拟精度 (He et al, 2013; Yuan et al, 2014)。

(4) 在一定尺度下, 由 $FPAR$ 产生的模型模拟不确定性可能大于气象数据 (Sjöström et al, 2013; 王苗苗等, 2016)。在模型中, 有关 $FPAR$ 的算法探讨较多。目前, 光能利用率模型中 $FPAR$ 主要依据基于遥感数据获取的指标与其经验关系得到。相关指标主要有 EVI (Bandaru et al, 2013; Dong et al, 2015; 赵志平等, 2015)、 SR (李庆等, 2013)、 $NDVI$ (Yuan et al, 2016)、植被覆盖度指数 f (侯湖平等, 2012)、植物覆盖比 (Cook et al, 2009) 及 LAI (Gao S et al, 2012) 等。值得一提的是, 在 CASA 模型中, 由于采用 SR 模拟时偏高, 而采用 $NDVI$ 模拟时偏低, 因此一般常取由 SR 和 $NDVI$ 模拟的 $FPAR$ 的平均值 (苏伟等, 2014); 另外, 一部分模型, 如 VPM 模型等, 将 $FPAR$ 分为光合部分和非光合部分, 模拟植被生产力时多考虑光合作用部分的 $FPAR$ ($FPAR_{chl}$) (冀咏赞等, 2015)。

(5) 环境限制因子主要通过影响实际光能利用率 (\mathcal{E}) 进而影响光合作用结果, 不同模型对于这些环境限制因子的考虑不尽相同, 原理或算法存在差异。温度 (主要包括空气温度、土壤温度和植物生长温度等) 和水分 (包括土壤水分和水汽压差等) 是光能利用率模型中的普遍限制因子 (表 1)。温度限制因子体现在高温、低温时植物内在生化作用对光合作用的限制, 环境温度从最适温度向低温、高温变化时植物的光能转化率呈逐渐变小的趋势, 还反映在对植物物候的影响等。其在光能利用率模型中主要以 CASA 模型 (李庆等, 2013)、TEM 模型 (周

才平等, 2004)相应算法为主。水分限制因子主要反映植物所能利用的有效水分条件对光能利用率的影响, 因此大部分模型考虑了土壤水分的影响; 而水汽压差可通过影响气孔的开关状态进而影响光合作用、呼吸作用、蒸腾作用等, 因而考虑水汽压差的模型也相对较多。随着模型研究的深入, 对相关水分限制因子算法进行了广泛的探讨。例如, 原CASA模型通过采用土壤水分子模型、Thornthwait模型获取实际蒸散和潜在蒸散进而得到水分限制因子, 但由于其需要的土壤质地精度难以保证以及计算过程复杂等问题, 导致目前使用相对较少; 众多学者对其改进以适应模型区域估算要求, 所采用的算法主要有实际蒸散与潜在蒸散的比值(Yan et al, 2015)、基于水体指数(李庆等, 2013)、基于地表水分指数(冀咏赞等, 2015; Bao et al, 2016)、基于 $>0^{\circ}\text{C}$ 积温与湿润度指标(Zhang et al, 2016)、蒸发比(潜热通量与潜热通量、显热通量之和的比值)(卫亚星等, 2012; Yuan et al, 2016)、基于区域实际蒸散模型与潜在蒸散模型(池源等, 2015)、基于相应温度下的饱和大气压和实际大气压(Gao S et al, 2012)等算法。由于采用水分限制因子的差异而导致模型在不同类型植被中表现各异。例如EC-LUE模型由于蒸发比与非林地区(如热带草原、草地等半干旱气候区)主要水分限制(地表土壤含水量)密切相关, 在该类型生态系统应用较好; 而GLO-PEM、CASA模型由于采用的水分限制因子(土壤水分条件、大气水汽压差、地表水分条件等), 可反映林地区(尤其是高的年降水量、在干旱季节得到深层土壤水的深根系统)主要水分限制(叶、冠层含水量), 在该类型生态系统应用较好等(Zhang et al, 2015)。

除温度、水分之外, 有些模型还考虑了其他因素。例如 CO_2 施肥效应(C-Fix模型)、物候期(VPM模型)、林龄(CFLUX模型)及每月低于 2°C 的天数所占比例、冠层气孔导度及营养(3PG模型)等。多数模型采用最小值法或乘积法来表征对整体环境的限制。有研究表明, 最小值法比乘积法更能整合多个环境限制因子对 ϵ 的影响(Zhang et al, 2015)。

值得一提的是, 利用基于遥感数据的光化学指数PRI估算 ϵ , 可能有助于提高光能利用率模型估算植被生产力的精度(Soudani et al, 2014), 可拓展光能利用率模型估算NPP的思路。光能利用率模型建立时采用不同的方式(体现在建模时针对不同土地覆盖类型、时空要求等而采用的参数计算过程存

在差异), 导致模型的适用性特点不尽相同。从土地覆盖类型来看, TURC模型属于未考虑植被类型的通用性模型, 因而对于不同地类的有效针对性存在不足; 有些模型是针对具体地类而建立, 模型适用性存在差别, 例如 N_{NPP} 模型适用于草地、SEBAL模型适用于耕地等。从时间尺度来看, C-FIX、MODIS-derived NPP、SEBAL及C-FLUX等模型大多可用于计算日尺度NPP, 这与模型中考虑的植被对环境因子的响应有关; 而VPM、CASA等模型可基于遥感数据特点或研究对象, 计算8天、10天、16天及月尺度NPP, 时间拓展能力相对较强。从空间尺度来看, 受气象数据与遥感数据的时空分辨率及不同区域植被功能型差异限制等, 目前大多数模型为针对县以上区域进行NPP估算, 基于镇域、小矿区、土地整治区等特定的大范围小尺度区域研究相对较少。

集成遥感数据的光能利用率模型机理性较好(相对于统计模型而言)、参数较少、时空拓展性较好, 在区域尺度应用较普遍。但多数模型的主要参数一般基于经验关系得到, 使其面临诸多不确定性。除太阳总辐射与PAR的关系、植被非光合作用部分对PAR的影响、PAR与APAR的关系、不同状态(包括类型、生长阶段及外部环境条件等)下的植物呼吸消耗、地下部分NPP等测算存在不确定性之外, 多数模型对于时空尺度(例如随时间尺度的增大, TL-LUE模型、TL-LUE_n模型与MOD17模型差异逐渐减少)、土地覆盖变化(例如同一块耕地, 玉米、大豆隔年耕种, 会导致其 ϵ 模拟相对困难)(Wu et al, 2015)以及影响 ϵ 的冠层结构、氮的分布(Xue et al, 2016)等也考虑不足。

3.3 集成遥感数据的过程模型

通过对植物光合作用、蒸腾蒸发、呼吸作用、土壤湿度变化、有机物分解以及碳、氮、营养物质的动态过程等进行模拟, 结合土壤、气象及植物生理学参数等, 建立植被生产力估算模型, 称为过程模型。模拟碳循环的过程模型数量众多, 但多以气象、土壤等数据为驱动。现有集成遥感数据的过程模型多由遥感数据以同化方式介入生成, 且数量较少。相关过程模型主要有TEM模型、BEPS模型、Biome-BGC模型、InTEC模型、EPPML模型、SiB2模型及MOD-Sim-CYCLE模型等(表2)。

上述模型在发展早期, 主要利用基于遥感数据获取的VI、LAI、FPAR、冠层绿度比及物候等作为模

表2 集成遥感数据的过程模型应用案例

Tab.2 Examples of process models integrating remote sensing data

| 模型 | 动态模拟 | | | | 模型主要结构或表达 | 范围/土地覆盖类型 | 参考文献 |
|---------------|------|---|---|----|---|---------------|----------------------|
| | 碳 | 氮 | 水 | 能量 | | | |
| TEM | ✓ | ✓ | | | WBM水分平衡模型、物候模型、植物摄取N模型 | 全球/10类功能型植被 | Liao et al, 2015 |
| BEPS | ✓ | | | | 气孔导度模型(Jarvis经验模型)、叶片瞬时光合作用模型(Farquhar模型)、两叶模型 | 南京/9类土地覆盖 | Zhou et al, 2015 |
| Biome-BGC | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | 包括初始化文件、气象数据文件及包含44个生理生态参数的文件* | 加拿大/半干旱草地 | He et al, 2015 |
| InTEC | ✓ | ✓ | | | 叶片瞬时光合作用模型(Farquhar模型)、CENTURY土壤碳和氮循环模型、净氮矿化模型、age-NPP关系模型、土壤三维水文模型 | 东北地区/森林 | 李明泽等, 2015 |
| EPPML | ✓ | | ✓ | | 气孔导度模型与气体传输模型相结合、叶片瞬时光合作用模型(Farquhar模型)、两叶模型 | 长白山自然保护区/9类植被 | 张娜等, 2003 |
| SiB2 | ✓ | | ✓ | ✓ | 空气动力学转移、水力学扩散、重力引流、一维能量平衡、转移模型(冠层结构为单叶, 包含融雪模块) | 位山引黄灌区/小麦、玉米 | 雷慧闽等, 2012 |
| MOD-Sim-CYCLE | ✓ | | | | 叶片光合作用速率采用Michaelis型函数、气孔导度模型使用Ball修正公式、冠层尺度过程是基于叶片光合作用速率、光合作用量子通量密度, 在日长、叶面积指数上的积分 | 全球/7大类31小类 | Hazarika et al, 2005 |

*过程较复杂, 主要部分详见 <http://www.nts.umn.edu/project/biome-bgc>。

型光合作用部分的基础参数。例如, 周才平等(2004)利用基于MODIS LAI获取的物候学参数, 以及利用NDVI获取的生物量, 来驱动TEM模型; Sellers等(1996)利用AVHRR数据获取的FPAR、LAI、冠层绿度比N, 来驱动SiB2模型; 张娜等(2003)利用基于TM数据的LAI来驱动EPPML模型; 以及Hazarika等(2005)利用MODIS LAI驱动MOD-Sim-CYCLE模型等。相较于仅采用气象、土壤数据的过程模型, 遥感数据的引入使相关模型应用能力得到了较大提升。

近年来, 为提高集成遥感数据的过程模型适用性, 众多学者相继开展探索, 重点为模型结构优化和参数优化两方面。就模型结构优化而言, 主要包括引入新的参数以及调整原有算法结构。例如, 考虑干旱(尤其是严重干旱、极端干旱)影响及其时间滞后效应, 将干旱指数PDSI引入TEM模型(Liao et al, 2015); 由于在原BEPS模型中, 氮对碳通量及生物量碳氮比的影响未被恰当考虑(氮含量被设置为基于植被类型的常数), 通过构建植被—大气—土壤系统氮循环模型, 将其整合到BEPS模型中, 可提高氮限制区域的植被NPP模拟精度(Zhang et al, 2011); 为使BEPS模型适用于模拟冬小麦NPP, 将适用于模拟森林NPP的两片大叶模型修改为基于冬小麦生理特点、种植结构的多层—两片大叶模型(王培娟等, 2009); 将解释冠层光合作用能力、物候及水压力的LSWI、EVI, 整合到TEM模型并构建

SAT-TEM模型, 在非林地区域的模拟精度优于原TEM模型(Chen et al, 2011); 为弥补模型仅考虑降水的垂直运动的不足, 通过从水循环角度增加浸润、地表径流过程改进BEPS模型, 以适用于中国西北干旱、半干旱地区植被生产力模拟(Wang P J et al, 2014); 通过修改草地相应参数, 考虑灌溉、施肥与收割等, 填补了Biome-BGC模型中农作物参数的空白(胡波等, 2011)等。就参数优化而言, 主要包括利用同化数据如模型模拟数据(MODIS GPP、BEPS模拟结果等)或通量观测数据等, 基于迭代优化等方法对关键参数进行优化, 以及改进参数数据输入等。例如, 利用MODIS数据获取的碳氮比率代替原基于植被类型的常数, 从而可更好地模拟地面实际NPP(He et al, 2015); 比较NDVI、WDRVI等植被指数估算LAI的能力, 选取对作物生长初期、末期LAI变化过程反映较好的WDRVI模拟结果作为SiB2模型遥感参数输入(雷慧闽等, 2012); 将BEPS模型模拟值作为参考年数据引入InTEC模型(李明泽等, 2015); 基于MODIS GPP与干旱数据(不同植被功能型的时间滞后特点、PDSI阈值)的经验关系, 利用数据同化方法改进TEM模型适用能力(Liao et al, 2015); 基于月尺度通量数据和贝叶斯推理方法对SAT-TEM模型进行参数优化(Chen et al, 2011); 基于半小时步长BEPShourly模型, 利用迭代优化的方法对最大羧化速率 V_{cmax} 和最大电子传递速率 J_{max} 进行不同组合, 以优化BEPShourly模型参数(卢

伟等, 2016b); 将优化后的参数引入日步长 BEPS-Daily 模型, 提高计算效率和模拟精度(卢伟等, 2016a)等。值得一提的是, 利用基于遥感数据获取的叶绿素含量指代 V_{cmax} 估算植被生产力(Houborg et al, 2015), 为集成遥感数据的过程模型发展提供了新的思路。

相比于其他类模型, 集成遥感数据的过程模型以植被-土壤-大气连续体为研究对象, 机理性较强; 但同时参数较多且复杂, 导致其应用相对较少。当前, 集成遥感数据的过程模型构建与发展存在以下问题: ①模型构建问题。植物的生理生态过程复杂, 至今认识仍有限, 致使模型构建仍存在诸多经验过程, 无法清晰地解释植物在不同生长阶段、不同环境条件下的生物地球化学过程、生物地理过程与生物物理过程(例如同一植被在不同生长阶段的结构状态、在不同区域或不同干扰下的适应特征等)。②模型应用问题。当前过程模型中对于植被分类精度以及所讨论的植被类型相对有限, 许多类型植被的相关研究不足; 模型本地化过程中由于缺乏相应参数或验证数据(如通量观测或其他实测数据)而存在参数优化困难等问题; 由于模型构建时, 将时空信息反映较差的气象、土壤及水文等传统观测数据整合到植物光合作用过程, 导致模型时间、空间扩展能力相对较差(目前多数模型以日时间尺度、中大区域以上空间尺度为主), 限制模型在其他时空尺度的应用。③模型数据问题。模型高精度模拟的特点对参数要求较高, 而当前基础数据相对缺乏, 所需初始数据和驱动数据的更新缓慢、精度有限; 目前以同化方式介入为主的遥感数据的参与, 尽管在一定程度上能提高过程模型应用能力, 但作用相对有限(多用于光合作用过程模拟), 即遥感数据介入过程模型的能力有待提高。

3.4 集成遥感数据的耦合模型

统计模型是基于经验统计关系建立的模型, 尽管其空间异质性反映较好, 但在植物物理和生理等机理解释方面存在明显局限。过程模型是基于叶片、冠层尺度的生理生态学分析而建立的“自下而上”模型, 这类模型在利用试验点模拟外推至区域尺度时存在较大的不确定性, 且难以充分反映景观的异质性; 光能利用率模型是基于资源平衡理论而建立的“自上而下”模型, 能较好地反映景观异质性, 但缺乏充分解释物理现象的生理生态学机理(王军邦等, 2009)(图7)。

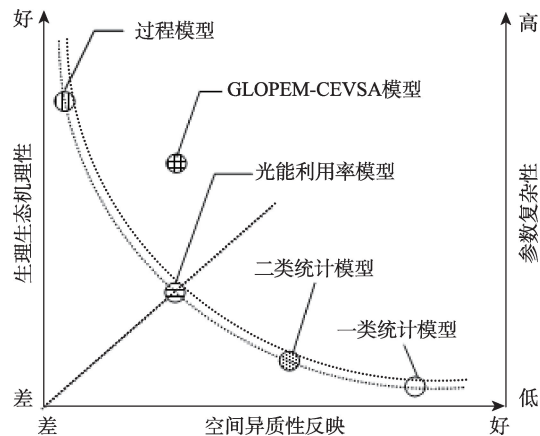


图7 集成遥感数据的陆地净初级生产力估算模型特点比较
Fig.7 Comparison of application characteristics of land NPP estimation models integrating remote sensing data

为实现NPP的跨尺度高精度模拟, 有学者对二者进行耦合, GLOPEM-CEVSA模型便是典型的基于光能利用率模型与过程模型的耦合模型, 并在站点尺度得到了验证(Wang et al, 2011)。GLOPEM-CEVSA模型在总初级生产力估算部分采用GLOPEM模型的算法, 并在自养呼吸部分考虑了植物生理生态学过程机理, 而非简单经验关系。初始化过程中需迭代运行至生态系统(植被和土壤碳库)平衡状态(王军邦等, 2009)。它综合了过程模型与光能利用率模型的优点, 较好地融合了气象数据、土壤数据及遥感数据(以驱动方式介入模型为主)等多源数据, 一方面增加了模型机理性, 另一方面增强了空间异质性反映。

然而, 耦合模型由于复杂性程度仍高于光能利用率模型, 参数、算法要求较高, 并且与过程模型的整合也存在一定的困难, 因此, 耦合模型在当前应用与发展上存在理论与技术瓶颈。

4 面临的挑战与研究展望

4.1 面临的挑战

基于遥感数据估算NPP的模型研究成果丰硕, 学术界通过对估算模型不断地改进、完善, 大大提高了模型的应用能力。但目前集成遥感数据的NPP估算模型发展仍面临诸多挑战:

(1) 模型验证相对困难。当前主要采用通量观测、统计数据、其他模型结果、实地采样等数据来验证模型模拟结果, 但这些数据使用时均存在局限性。其中通量观测被认为是目前四种方法中较为

精确的手段,能连续实时地观测碳等通量,但通量观测站仪器较为昂贵、站点数量少、站点所在土地覆盖类型相对有限;统计数据一般为县域以上尺度数据,空间性反映不足,且受主观因素影响,数据不确定性较大;不同模型结果由于模型模拟时所采用的步长、空间分辨率、使用的数据源等的差异而造成可比性较差;实地采样则表现为数据获取困难,样点的代表性、适宜性及取样过程等均存在不确定性,且向区域及以上尺度推广困难。

(2) 模型的生理生态机理尚未明晰。例如,不同植被对区域环境变化存在一定的自适应过程,即植被对环境响应存在差异,直接导致植被气候响应过程量化困难,而相应问题在现有模型中较少得到体现。另外,现有模型大多对生理生态过程进行了不同程度的简化,例如部分参数是通过经验关系获取,部分参数因为野外实验较为困难而采用常数,均导致实际值与模拟结果存在一定的偏差等。

(3) 模型应用存在诸多问题。模型在矿区、土地整治区、土壤污染修复区以及城郊区等受人为干扰以及气象灾害、极端事件(林火、虫害)等自然干扰较强区域的研究与应用相对缺乏;模型应用时所需遥感反演参数已有产品精度有限(主要是由于卫星遥感传感器的时空分辨率局限等原因导致目前绝大部分产品的空间分辨率 ≤ 1 km);参数厘定时对土地覆盖变化(如耕地作物种植的年内或年际变化等)考虑较少,涉及具体种类时通常按所属土地覆盖大类或相近类型进行处理;在区域尺度应用时,模型本地化困难,例如光能利用率模型中最大光能利用率的取值问题,统计模型需重新构建经验关系问题,过程模型需进行相应参数优化(如BEPS模型中的最大羧化速率等问题等);数据处理技术存在不足,例如在数据融合技术(多源数据的融合需求)、数据计算能力(随着相应数据时空精度要求的提高,其数据量增量巨大)方面亟待加强。

4.2 研究展望

遥感手段的大尺度、动态实时观测等自身特点决定了其将具有很好的发展前景,在NPP估算模型中参数的量化及时空动态的表征能力等方面,具有传统统计观测手段所无法比拟的优势。当前,遥感数据的快速增加,众多遥感数据的免费提供,遥感观测形式的多样化,以及遥感处理技术水平的不断提高等,必将大大促进NPP估算模型的发展。本文在分析NPP遥感估算模型面临挑战的基础上,结合

目前遥感技术与模型算法的发展态势,从以下几个方面提出研究展望:

(1) 融合多学科视野,深入研究NPP的形成机理与影响因素。NPP形成过程复杂,涉及众多学科,这些学科的发展将促进NPP估算模型的发展。在理论上,借助于植物学、生态学、水文学、气象学、土壤学、物理学及灾害学等学科,可进一步认识NPP形成过程与影响因素,如土壤因素(有机质、营养及重金属含量等土壤性状)、气候因素(受雾霾、地形、云层及地物等影响的太阳辐射、温度及降水等)、水分因素(水分转移过程、水质条件等)、空气因素(CO_2 浓度与含氮量等)、植物因素(植物的结构、生长过程特点、光合作用、呼吸作用、蒸腾作用及环境自适应能力等)及外界干扰因素(虫害等自然灾害、人为干扰等)等。

(2) 加快发展空天地一体化观测体系,为NPP估算模型提供大范围、长时间、高精度的遥感、地面观测及验证数据。强化由侧重单一源遥感(常规多光谱遥感)向完善多源遥感(荧光遥感、激光雷达、合成孔径雷达等)、由卫星遥感向融合航空(无人机遥感等)和地面遥感、由多光谱遥感向高光谱遥感、由低时空分辨率遥感向高时空分辨率遥感等方向发展。完善通量观测、实验站点、气象站点、辐射站点及常规统计等地面观测网络。

(3) 提高遥感处理技术与地物信息识别能力,挖掘模型参数遥感化潜力,提高遥感产品适用性。发展融合技术、同化算法,充分利用多源数据的优势挖掘地物信息;提高遥感数据处理技术,充分拓展荧光遥感、微波遥感等的应用能力;加快探索新的遥感化参数,如基于遥感数据获取的日光诱导叶绿素荧光SIF、光化学指数PRI、叶绿素含量Chl等在NPP估算中的应用潜力;充分整合现有遥感产品,如30 m全球土地覆盖、GLASS地表参数等产品,并针对当前遥感产品空间分辨率大多不高于1 km、时间分辨率相对较低(如土地覆盖产品更新缓慢)的缺陷,加快发展遥感手段和利用遥感观测数据生产高精度产品,例如加快开发基于高分四号、风云三号、资源三号等卫星的地表参数产品等,以此推进NPP估算模型的发展与应用。

(4) 拓展NPP估算模型的时空尺度。由于地学现象的普遍复杂性,尺度转换是NPP估算建模过程中的重要科学问题。在一定空间分辨率的遥感数据下,空间尺度的差异往往导致像元的异质性,进

而影响NPP估算的精度及模型的适用性,这一问题在时间尺度也同样存在。目前,学者已尝试建立不同时空尺度的NPP遥感估算模型,通过站点尺度的验证,在区域等较大尺度上取得了积极的研究进展。然而大多数研究仍局限于特定时空尺度,仍有必要充分考虑区域适宜性、地类适宜性及植被适宜性,加强NPP估算模型的综合集成,进一步完善相应的时空尺度转换技术。

(5) 加快构建数据共享网络,增强模型估算NPP的软硬件支撑。模型复杂性是相对的,与数据来源、处理能力等存在关联。要借助发展日趋成熟的互联网构建共享网络,提高已有数据使用效率,进而促进NPP估算模型的发展。另外,鉴于数据的大量产生(例如高精度的数据必然带来数据量级倍增、多源数据的发展使数据源分析复杂化等),必须开发或引入相应的数据处理方法、软件与存储设备等,以提高大数据处理能力,进而为大区域高精度NPP估算服务。

参考文献(References)

- 蔡晓明. 2000. 生态系统生态学[M]. 北京: 科学出版社. [Cai X M. 2000. The ecology of ecosystem[M]. Beijing, China: Science Press.]
- 常学礼, 吕世海, 冯朝阳, 等. 2015. 地形对草甸草原植被生产力分布格局的影响[J]. 生态学报, 35(10): 3339-3348. [Chang X L, Lü S H, Feng Z Y, et al. 2015. Impact of topography on the spatial distribution pattern of net primary productivity in a meadow[J]. Acta Ecologica Sinica, 35(10): 3339-3348.]
- 陈斌, 王绍强, 刘荣高, 等. 2007. 中国陆地生态系统NPP模拟及空间格局分析[J]. 资源科学, 29(6): 45-53. [Chen B, Wang S Q, Liu R G, et al. 2007. Study on modeling and spatial pattern of net primary production in China's terrestrial ecosystem[J]. Resources Science, 29(6): 45-53.]
- 陈吉泉, 阳树英. 2014. 陆地生态学研究方法[M]. 北京: 高等教育出版社. [Chen J Q, Yang S Y. 2014. Ecological methods of terrestrial ecosystem[M]. Beijing, China: Higher Education Press.]
- 陈晓玲, 曾永年. 2016. 亚热带山地丘陵区植被NPP时空变化及其与气候因子的关系: 以湖南省为例[J]. 地理学报, 71(1): 35-48. [Chen X L, Zeng Y N. 2016. Spatial and temporal variability of the net primary production (NPP) and its relationship with climate factors in subtropical mountainous and hilly regions of China: A case study in Hunan Province[J]. Acta Geographica Sinica, 71(1): 35-48.]
- 池源, 石洪华, 王晓丽, 等. 2015. 庙岛群岛南五岛生态系统净初级生产力空间分布及其影响因子[J]. 生态学报, 35(24): 8094-8106. [Chi Y, Shi H H, Wang X L, et al. 2015. The spatial distribution and impact factors of net primary productivity in the island ecosystem of five southern islands of Miaodao Archipelago[J]. Acta Ecologica Sinica, 35(24): 8094-8106.]
- 郭群, 胡中民, 李轩然, 等. 2013. 降水时间对内蒙古温带草原地上净初级生产力的影响[J]. 生态学报, 33(15): 4808-4817. [Guo Q, Hu Z M, Li X R, et al. 2013. Effects of precipitation timing on aboveground net primary productivity in Inner Mongolia temperate steppe[J]. Acta Ecologica Sinica, 33(15): 4808-4817.]
- 侯湖平, 张绍良, 丁忠义, 等. 2012. 基于植被净初级生产力的煤矿区生态损失测度研究[J]. 煤炭学报, 37(3): 445-451. [Hou H P, Zhang S L, Ding Z Y, et al. 2012. Study on the measurement of ecological loss based on the net primary productivity in coal mines[J]. Journal of China Coal Society, 37(3): 445-451.]
- 胡波, 孙睿, 陈永俊, 等. 2011. 遥感数据结合Biome-BGC模型估算黄淮海地区生态系统生产力[J]. 自然资源学报, 26(12): 2061-2071. [Hu B, Sun R, Chen Y J, et al. 2011. Estimation of the net ecosystem productivity in Huang-Huai-Hai region combining with Biome-BGC model and remote sensing data[J]. Journal of Natural Resources, 26(12): 2061-2071.]
- 冀咏赞, 闫慧敏, 刘纪远, 等. 2015. 基于MODIS数据的中国耕地高中低产田空间分布格局[J]. 地理学报, 70(5): 766-778. [Ji Y Z, Yan H M, Liu J Y, et al. 2015. A MODIS data derived spatial distribution of high-, medium- and low-yield cropland in China[J]. Acta Geographica Sinica, 70(5): 766-778.]
- 蒋蕊竹, 李秀启, 朱永安, 等. 2011. 基于MODIS黄河三角洲湿地NPP与NDVI相关性的时空变化特征[J]. 生态学报, 31(22): 6708-6716. [Jiang R Z, Li X Q, Zhu Y A, et al. 2011. Spatial-temporal variation of NPP and NDVI correlation in wetland of Yellow River Delta based on MODIS data[J]. Acta Ecologica Sinica, 31(22): 6708-6716.]
- 雷慧圆, 杨大文, 蔡建峰, 等. 2012. 1984~2006年黄河下游大型灌区碳平衡长期变化[J]. 中国科学: 地球科学, 42(11): 1754-1766. [Lei H M, Yang D W, Cai J F, et al. 2013. Long-term variability of the carbon balance in a large irrigated area along the lower Yellow River from 1984 to 2006 [J]. Science China: Earth Sciences, 56(4): 671-683.]

- 李明泽, 王斌, 范文义, 等. 2015. 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, 39(4): 322-332. [Li M Z, Wang B, Fan W Y, et al. 2015. Simulation of forest net primary production and the effects of fire disturbance in Northeast China[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 39(4): 322-332.]
- 李庆, 王洪涛, 刘文, 等. 2013. 以HJ-1卫星遥感数据估算高寒草地植被净第一性生产力的潜力评估: 以若尔盖草地为例[J]. 中国沙漠, 33(4): 1250-1255. [Li Q, Wang H T, Liu W, et al. 2013. Evaluation on net primary productivity of alpine meadow based on HJ-1 satellite data: A case study in the Zoige grassland[J]. Journal of Desert Research, 33(4): 1250-1255.]
- 刘洋, 刘荣高, 陈镜明, 等. 2013. 叶面积指数遥感反演研究进展与展望[J]. 地球信息科学学报, 15(5): 734-743. [Liu Y, Liu R G, Chen J M, et al. 2013. Current status and perspectives of leaf area index retrieval from optical remote sensing data[J]. Journal of Geo-Information Science, 15(5): 734-743.]
- 刘玉安, 黄波, 易成功, 等. 2013. 基于地形校正的植被净初级生产力遥感模拟及分析[J]. 农业工程学报, 29(13): 130-141. [Liu Y A, Huang B, Yi C G, et al. 2013. Simulation by remote sensing and analysis of net primary productivity of vegetation based on topographical correction[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 29(13): 130-141.]
- 卢伟, 范文义, 田甜. 2016a. 不同步长尺度下BEPS碳循环模型的协同应用[J]. 应用生态学报, 27(9): 2771-2778. [Lu W, Fan W Y, Tian T. 2016a. Collaborative application of BEPS at different time steps[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 27(9): 2771-2778.]
- 卢伟, 范文义, 田甜. 2016b. 基于东北温带落叶阔叶林通量数据的BEPS模型参数优化[J]. 应用生态学报, 27(5): 1353-1358. [Lu W, Fan W Y, Tian T. 2016b. Parameter optimization of BEPS model based on the flux data of the temperate deciduous broad-leaved forest in Northeast China[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 27(5): 1353-1358.]
- 牛忠恩, 闫慧敏, 黄玫, 等. 2016. 基于MODIS-OLI遥感数据融合技术的农田生产力估算[J]. 自然资源学报, 31(5): 875-885. [Niu Z E, Yan H M, Huang M, et al. 2016. Agricultural productivity estimation with MODIS-OLI fusion data[J]. Journal of Natural Resources, 31(5): 875-885.]
- 史舟, 梁宗正, 杨媛媛, 等. 2015. 农业遥感研究现状与展望[J]. 农业机械学报, 46(2): 247-260. [Shi Z, Liang Z Z, Yang Y Y, et al. 2015. Status and prospect of agricultural remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 46(2): 247-260.]
- 苏伟, 刘睿, 孙中平, 等. 2014. 基于SEBAL模型的农作物NPP反演[J]. 农业机械学报, 45(11): 272-279. [Su W, Liu R, Sun Z P, et al. 2014. Crop NPP inversion using surface energy balance algorithm for land model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 45(11): 272-279.]
- 孙成明, 刘涛, 田婷, 等. 2013. 基于MODIS的南方草地NPP遥感估算与应用[J]. 草业学报, 22(5): 11-17. [Sun C M, Liu T, Tian T, et al. 2013. Remote sensing estimation and application of grassland NPP based on MODIS data in southern China[J]. Acta Prataculturae Sinica, 22(5): 11-17.]
- 孙成明, 孙政国, 刘涛, 等. 2015. 基于MODIS的中国草地NPP综合估算模型[J]. 生态学报, 35(4): 1079-1085. [Sun C M, Sun Z G, Liu T, et al. 2015. Comprehensive estimation model of grassland NPP based on MODIS in China[J]. Acta Ecologica Sinica, 35(4): 1079-1085.]
- 陶波, 葛全胜, 李克让, 等. 2001. 陆地生态系统碳循环研究进展[J]. 地理研究, 20(5): 564-575. [Tao B, Ge Q S, Li K R, et al. 2001. Progress in the studies on carbon cycle in terrestrial ecosystem[J]. Geographical Research, 20(5): 564-575.]
- 王军邦, 刘纪远, 邵全琴, 等. 2009. 基于遥感—过程耦合模型的1988-2004年青海三江源区净初级生产力模拟[J]. 植物生态学报, 33(2): 254-269. [Wang J B, Liu J Y, Shao Q Q, et al. 2009. Spatial-temporal patterns of net primary productivity for 1988-2004 based on GLOPEM-CEVSA model in the "Three-River Headwaters" region of Qinghai Province, China[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 33(2): 254-269.]
- 王苗苗, 周蕾, 王绍强, 等. 2016. 空间分辨率对总初级生产力模拟结果差异的影响[J]. 地理研究, 35(4): 617-626. [Wang M M, Zhou L, Wang S Q, et al. 2016. An analysis of the gross primary productivity simulation difference resulting from the spatial resolution[J]. Geographical Research, 35(4): 617-626.]
- 王培娟, 谢东辉, 张佳华, 等. 2009. BEPS模型在华北平原冬小麦估产中的应用[J]. 农业工程学报, 25(10): 148-153. [Wang P J, Xie D H, Zhang J H, et al. 2009. Application of BEPS model in estimating winter wheat yield in North China Plain[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 25(10): 148-153.]

- 王宗明, 国志兴, 宋开山, 等. 2009. 2000~2005年三江平原地土地利用/覆被变化对植被净初级生产力的影响研究[J]. 自然资源学报, 24(1): 136-146. [Wang Z M, Guo Z X, Song K S, et al. 2009. Effects of land use/cover change on net primary productivity of Sanjiang Plain, during 2000-2005[J]. Journal of Natural Resources, 24(1): 136-146.]
- 卫亚星, 王莉雯, 石迎春, 等. 2012. 青海省草地资源净初级生产力遥感监测[J]. 地理科学, 32(5): 621-627. [Wei Y X, Wang L W, Shi Y C, et al. 2012. Net primary productivity of grassland resources monitoring based on remote sensing data in Qinghai Province[J]. Scientia Geographica Sinica, 32(5): 621-627.]
- 肖乾广, 陈维英, 盛永伟, 等. 1996. 用 NOAA 气象卫星的 AVHRR 遥感资料估算中国的净第一性生产力[J]. 植物学报, 38(1): 35-39. [Xiao Q G, Chen W Y, Sheng Y W, et al. 1996. Estimating the net primary productivity in China using meteorological satellite data[J]. Acta Botanica Sinica, 38(1): 35-39.]
- 张方敏, 居为民, 陈镜明, 等. 2012. [J]. 应用生态学报, 23(2): 307-318. [Zhang F M, Ju W M, Chen J M, et al. 2012. Characteristics of terrestrial ecosystem primary productivity in East Asia based on remote sensing and process-based model[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 23(2): 307-318.]
- 张娜, 于贵瑞, 于振良, 等. 2003. 基于 3S 的自然植被光能利用率的时空分布特征的模拟[J]. 植物生态学报, 27(3): 325-336. [Zhang N, Yu G R, Yu Z L, et al. 2003. Simulation of temporal and spatial distribution of natural vegetation light utilization efficiency based on 3S[J]. Acta Phytocologica Sinica, 27(3): 325-336.]
- 赵志平, 吴晓蕾, 李果, 等. 2015. 2009-2011 年我国西南地区旱灾程度及其对植被净初级生产力的影响[J]. 生态学报, 35(2): 350-360. [Zhao Z P, Wu X P, Li G, et al. 2015. Drought in Southwestern China and its impact on the net primary productivity of vegetation from 2009-2011[J]. Acta Ecologica Sinica, 35(2): 350-360.]
- 郑元润, 周广胜. 2000. 基于 NDVI 的中国天然森林植被净第一性生产力模型[J]. 植物生态学报, 24(1): 9-12. [Zheng Y R, Zhou G S. 2000. A forest vegetation NPP model based on NDVI[J]. Acta Phytocologica Sinica, 24(1): 9-12.]
- 周才平, 欧阳华, 王勤学, 等. 2004. 青藏高原主要生态系统净初级生产力的估算[J]. 地理学报, 59(1): 74-79. [Zhou C P, Ouyang H, Wang Q X, et al. 2004. Estimation of net primary productivity in Tibetan Plateau[J]. Acta Geographica Sinica, 59(1): 74-79.]
- 宗玮, 林文鹏, 周云轩, 等. 2011. 基于遥感的上海崇明东滩湿地典型植被净初级生产力估算[J]. 长江流域资源与环境, 20(11): 1355-1360. [Zong W, Lin W P, Zhou Y X, et al. 2011. Estimation of typical wetland vegetation NPP in Shanghai Chongming Dongtan based on remote sensing[J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 20(11): 1355-1360.]
- An N, Prince K P, Blair J M. 2013. Estimating above-ground net primary productivity of the tallgrass prairie ecosystem of the Central Great Plains using AVHRR NDVI[J]. International Journal of Remote Sensing, 34(11): 3717-3735.
- Bandaru V, West T O, Ricciuto D M, et al. 2013. Estimating crop net primary production using national inventory data and MODIS-derived parameters[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 80(2): 61-71.
- Bao G, Bao Y H, Qin Z H, et al. 2016. Modeling net primary productivity of terrestrial ecosystems in the semi-arid climate of the Mongolian Plateau using LSWI-based CASA ecosystem model[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 46: 84-93.
- Blanco L J, Paruelo J M, Oesterheld M, et al. 2016. Spatial and temporal patterns of herbaceous primary production in semi-arid shrublands: A remote sensing approach[J]. Journal of Vegetation Science, 27(4): 716-727.
- Chen L F, Gao Y H, Li L, et al. 2008. Forest NPP estimation based on MODIS data under cloudless condition[J]. Science in China: Earth Sciences, 51(3): 331-338.
- Chen M, Zhuang Q L, Cook D R, et al. 2011. Quantification of terrestrial ecosystem carbon dynamics in the conterminous United States combining a process-based biogeochemical model and MODIS and AmeriFlux data[J]. Biogeosciences, 8(9): 2665-2688.
- Cook B D, Bolstad P V, Næset E, et al. 2009. Using LiDAR and quickbird data to model plant production and quantify uncertainties associated with wetland detection and land cover generalizations[J]. Remote Sensing of Environment, 113(11): 2366-2379.
- Damm A, Guanter L, Paul-Limoges E, et al. 2015. Far-red sun-induced chlorophyll fluorescence shows ecosystem-specific relationships to gross primary production: An assessment based on observational and modeling approaches[J]. Remote Sensing of Environment, 166: 91-105.
- Dong J W, Xiao X M, Wagle P, et al. 2015. Comparison of four EVI-based models for estimating gross primary pro-

- duction of maize and soybean croplands and tallgrass prairie under severe drought[J]. *Remote Sensing of Environment*, 162: 154-168.
- Gao J X, Chen Y M, Lü S H, et al. 2012. A ground spectral model for estimating biomass at the peak of the growing season in Hulunbeier grassland, Inner Mongolia, China[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 33(13): 4029-4043.
- Gao S, Niu Z, Wu M Q, et al. 2012. Estimating terrestrial vegetation primary productivity using satellite SAR data[C]// 2012 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium Munich, Germany: IEEE: 6467-6470.
- Gao Z Q, Gao W, Cao X M, et al. 2012, 10. The analysis of net primary productivity in China based on GEOLUE model[C]// Proc. SPIE 8513, Remote Sensing and Modeling of Ecosystems for Sustainability IX, 8513OR. San Diego, CA: SPIE.
- Hadley E B, Buccos R P. 1967. Plant community composition and net primary production within a native eastern north Dakota Prairie[J]. *American Midland Naturalist*, 77(1): 116-127.
- Hazarika M K, Yasuoka Y, Ito A, et al. 2005. Estimation of net primary productivity by integrating remote sensing data with an ecosystem model[J]. *Remote Sensing of Environment*, 94(3): 298-310.
- He M Z, Ju W M, Zhou Y L, et al. 2013. Development of a two-leaf light use efficiency model for improving the calculation of terrestrial gross primary productivity[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 173: 28-39.
- He Y H, Ma Z B, Guo X L. 2015. Grassland productivity simulation: Integrating remote sensing and an ecosystem process model[M]// Li J, Yang X J. *Monitoring and modeling of global changes: A Geomatics Perspective*. Netherlands: Springer: 155-169.
- Houborg R, McCabe M F, Cescatti A, et al. 2015. Leaf chlorophyll constraint on model simulated gross primary productivity in agricultural systems[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 43: 160-176.
- Irisarri J G N, Oesterheld M, Paruelo J M, et al. 2012. Patterns and controls of above-ground net primary production in meadows of Patagonia: A remote sensing approach[J]. *Journal of Vegetation Science*, 23(1): 114-126.
- King D A, Turner D P, Ritts W D. 2011. Parameterization of a diagnostic carbon cycle model for continental scale application[J]. *Remote Sensing of Environment*, 115(7): 1653 - 1664.
- Liao C, Zhuang Q L. 2015. Reduction of global plant production due to droughts from 2001 to 2010: An analysis with a process-based global terrestrial ecosystem model[J]. *Earth Interactions*, 19(16): 1-21.
- Lieth H, Whittaker R H. 1975. *Primary productivity of the biosphere*[M]. Berlin, Germany: Springer-Verlag.
- Lo Seen Chong D, Mougin E, Gastellu-Etchegorry J P. 1993. Relating the global vegetation index to net primary productivity and actual evapotranspiration over Africa[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 14(8): 1517-1546.
- Mao D H, Wang Z M, Li L, et al. 2014. Spatiotemporal dynamics of grassland aboveground net primary productivity and its association with climatic pattern and changes in Northern China[J]. *Ecological Indicators*, 41: 40-48.
- McAdam E. 2015. Using remote sensing and process-based growth modeling to predict forest productivity across Western Oregon[D]. Corvallis Oregon, Russia: Oregon State University.
- Monteith J L. 1972. Solar radiation and productivity in tropical ecosystems[J]. *Journal of Applied Ecology*, 9(3): 747-766.
- Monteith J L, Moss C J. 1977. Climate and the efficiency of crop production in Britain [and discussion][J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 281: 277-294.
- Paruelo J M, Epstein H E, Lauenroth W K, et al. 1997. ANPP estimates from NDVI for the central grassland region of the United States[J]. *Ecology*, 78(3): 953-958.
- Petrosillo I, Semeraro T, Zaccarelli N, et al. 2013. The possible combined effects of land-use changes and climate conditions on the spatial-temporal patterns of primary production in a natural protected area[J]. *Ecological Indicators*, 29: 367-375.
- Roces-Díaz J V, Díaz-Varela R A, Álvarez-Álvarez P, et al. 2015. A multiscale analysis of ecosystem services supply in the NW Iberian Peninsula from a functional perspective [J]. *Ecological Indicators*, 50: 24-34.
- Ruimy A, Dedieu G, Saugier B. 1996. TURC: A diagnostic model of continental gross primary productivity and net primary productivity[J]. *Global Biogeochemical Cycles*, 10 (2): 269-285.
- Ruimy A, Saugier B, Dedieu G. 1994. Methodology for the estimation of terrestrial net primary production from remote-

- ly sensed data[J]. *Journal of Geophysical Research*, 99 (D3): 5263-5283.
- Sasai T, Ichii K, Yamaguchi Y, et al. 2005. Simulating terrestrial carbon fluxes using the new biosphere model "biosphere model integrating eco-physiological and mechanistic approaches using satellite data" (BEAMS) [J]. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 110(G2): G02014.
- Sellers P J, Los S O, Tucker C J, et al. 1996. A revised land surface parameterization (SiB2) for atmospheric GCMS. Part II: The generation of global fields of terrestrial biophysical parameters from satellite data[J]. *Journal of Climate*, 9(4): 706-737.
- Sjöström M, Zhao M, Archibald S, et al. 2013. Evaluation of MODIS gross primary productivity for Africa using eddy covariance data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 131: 275-286.
- Soudani K, Hmimina G, Dufrêne E, et al. 2014. Relationships between photochemical reflectance index and light-use efficiency in deciduous and evergreen broadleaf forests[J]. *Remote Sensing of Environment*, 144: 73-84.
- Wang F M, Chen J M, Gonsamo A, et al. 2014. A two-leaf rectangular hyperbolic model for estimating GPP across vegetation types and climate conditions[J]. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 119(7): 1385-1398.
- Wang J B, Liu J Y, Cao M K, et al. 2011. Modelling carbon fluxes of different forests by coupling a remote-sensing model with an ecosystem process model[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 32(21): 6539-6567.
- Wang P J, Xie D H, Zhou Y Y, et al. 2014. Estimation of net primary productivity using a process-based model in Gansu Province, Northwest China[J]. *Environmental Earth Sciences*, 71(2): 647-658.
- Whittaker R H. 1961. Estimation of net primary production of forest and shrub communities[J]. *Ecology*, 42(1): 177-180.
- Wu J D, Bauer M E. 2012. Estimating net primary production of Turfgrass in an Urban-Suburban landscape with QuickBird imagery[J]. *Remote Sensing*, 4(4): 849-866.
- Wu X C, Ju W M, Zhou Y L, et al. 2015. Performance of linear and nonlinear two-leaf light use efficiency models at different temporal scales[J]. *Remote Sensing*, 7(3): 2238-2278.
- Xin Q C, Broich M, Suyker A E, et al. 2015. Multi-scale evaluation of light use efficiency in MODIS gross primary productivity for croplands in the Midwestern United States[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 201: 111-119.
- Xue W, Lindner S, Nay-Htoon B, et al. 2016. Nutritional and developmental influences on components of rice crop light use efficiency[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 223: 1-16.
- Yan H, Wang S Q, Billesbach D, et al. 2015. Improved global simulations of gross primary product based on a new definition of water stress factor and a separate treatment of C3 and C4 plants[J]. *Ecological Modelling*, 297: 42-59.
- Yin Y Y, Tang Q H, Wang L X, et al. 2016. Risk and contributing factors of ecosystem shifts over naturally vegetated land under climate change in China[J]. *Scientific Reports*, 6: 20905.
- Yu B, Chen F. 2016. The global impact factors of net primary production in different land cover types from 2005 to 2011 [J]. *Springerplus*, 5(1): 1235.
- Yuan W P, Cai W W, Xia J Z, et al. 2014. Global comparison of light use efficiency models for simulating terrestrial vegetation gross primary production based on the LaThuile database[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 192-193: 108-120.
- Yuan W P, Chen Y, Xia J Z, et al. 2016. Estimating crop yield using a satellite-based light use efficiency model[J]. *Ecological Indicators*, 60: 702-709.
- Zhang H L, Liu G H, Feng X F. 2011. A process model for simulating net primary productivity (NPP) based on the interaction of water-heat process and nitrogen: A case study in Lantsang Valley[J]. *Journal of Forestry Research*, 22(1): 93-97.
- Zhang L X, Zhou D C, Fan J W, et al. 2015. Comparison of four light use efficiency models for estimating terrestrial gross primary production[J]. *Ecological Modelling*, 300: 30-39.
- Zhang M L, Lal R, Zhao Y Y, et al. 2016. Estimating net primary production of natural grassland and its spatio-temporal distribution in China[J]. *Science of the Total Environment*, 553: 184-195.
- Zhou Y L, Xing B L, Ju W M. 2015. Assessing the impact of urban sprawl on net primary productivity of terrestrial ecosystems using a process-based model: A case study in Nanjing, China[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(5): 2318-2331.

Overview on estimation models of land net primary productivity integrating remote sensing data

HONG Changqiao^{1,3,4}, JIN Xiaobin^{2,3,4*}, CHEN Changchun¹, WANG Shenmin¹,
YANG Xuhong², XIANG Xiaomin²

(1. School of Geography and Remote Sensing, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 2. School of Geographic and Oceanographic Sciences, Nanjing University, Nanjing 210023, China; 3. Natural Resources Research Center of Nanjing University, Nanjing 210023, China; 4. Key Laboratory of the Coastal Zone Exploitation and Protection, Ministry of Land and Resource, Nanjing 210023, China)

Abstract: As a general term that describes the accumulation of organic matters within specific temporal and spatial scopes on crop land, woodland, grassland, or other types of lands, land net primary productivity (NPP) is considered an important parameter to measure carbon cycle, guide land use, assess ecological security, reflect environmental changes, and indicate the level of food security. The estimation precision of NPP is significantly influenced by the type of models and input of key surface parameters of ecosystems. In recent years, with the continuous growth of remote sensing data and the rapid development of remote sensing data processing technologies, NPP estimation models based on remote sensing data, as compared to NPP estimation using traditional observation data such as climate and soil data with coarse spatiotemporal resolutions, have become very prominent in analyzing temporal and spatial heterogeneity. Based on the Web of Science and CNKI databases and statistical analysis methods, this study systematically reviewed research on NPP and its estimation models integrating remote sensing data in China and internationally. The commonly used models can be divided into four categories: statistical models, light use efficiency models, process models, and coupling models. We examined the mechanisms, differences, suitability, and limitation of the various kinds of models. Based on an analysis of the difficulties and scientific challenges that face integrating remote sensing data into NPP estimation models, research prospects are put forward with regard to model mechanism, influencing factors, data provision, parameter derivation, expansion of spatiotemporal scales, and hardware and software supports.

Key words: net primary productivity (NPP); remote sensing data; assimilation modes; drive modes; estimation model; overview