

从遥感观测数据到数据产品

吴炳方, 张 淼

(中国科学院遥感与数字地球研究所 中国科学院数字地球重点实验室
遥感科学国家重点实验室, 北京 100101)

摘要: 本文将遥感作为一种观测手段, 通过梳理遥感从观测数据到数据产品的处理方法, 分析了目标识别和参数提取所采用的方法、特点与存在的问题, 发现遥感从观测数据到数据产品的过程至今仍未形成系统、科学的方法论, 指出遥感方法论的建立需通过挖掘多源、多角度、多时相、多光谱、主被动协同的遥感观测数据隐含的深层指示性特征, 加强结构化方法研究, 构建新型的、可重复、易于处理且能够反映物理、化学、地学、生态学、生物学意义的遥感指标, 以数据产品为导向发展多源协同遥感观测与分析处理方法, 推动遥感从观测数据到数据产品的处理方法向标准化、结构化转变。

关键词: 遥感观测; 数据产品; 目标识别; 参数提取; 经验/半经验模型; 物理模型

DOI: 10.11821/dlxb201711013

1 引言

遥感通过探测电磁波谱、重力或电磁场扰动, 在不直接接触物体的条件下对物体进行观测^[1]。遥感作为一种观测手段, 与其他观测方法的相同点是为了获取有价值的数据产品, 均需要对观测获取的信号/样品进行处理; 不同点在于遥感不接触物体便能够实现对物体的观测, 观测方法更加灵活; 以像元为观测单元的信息获取方式是遥感观测与传统观测方法最大的不同点^[2]。长期以来, 地学、生态学等学科通过在有限的、分散的点上要素观测推算宏观的、区域的要素变化状况^[3-8], 无形中增加了客观认识的不确定性。遥感观测通过全覆盖观测, 获取细至厘米级、粗至千米级的长期、持续性的观测数据, 极大地克服了以点带面的观测弊端, 为全球变化研究、地球系统科学研究等提供了独特的观测手段^[9]。

任何观测方法, 最初获得的信号、数据或样品都需通过有效地分析处理后才能得到有意义的产品。基于站点的水文气象数据需要经过空间插值转换得到流域降水量等信息^[3, 5], 通过水量平衡方程推算流域出口断面的径流量^[10]; 实地采集的水、大气、土壤、农产品等样品, 需要通过实验仪器分析解析采样点水质、大气质量、土壤属性、农作物品质等信息^[7-8]; 森林蓄积量、树龄测定则需通过量测胸径、树高、钻取树芯后获得^[11]。

遥感观测方法也不例外, 最初获得的电磁波信号, 需要经过处理和分析后才能转换为可直接应用的数据产品, 这一过程中辐射定标、大气纠正、几何纠正只是得到遥感观测数据的预处理过程, 是生成遥感数据产品的基础, 而更重要的是从遥感观测数据生成

收稿日期: 2017-01-10; 修订日期: 2017-08-23

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFA0600304) [Foundation: National Key R & D Program of China, No.2016YFA0600304]

作者简介: 吴炳方(1962-), 男, 江西玉山人, 博士, 研究员, 主要研究领域包括农业遥感与粮食安全、水资源遥感与耗水管理、生态遥感等。E-mail: wubf@radi.ac.cn

有价值的数据产品的方法；如植被结构参数^[12-13]、生理生化参数^[14-22]、河流湖泊水质^[23-24]、水循环与水资源管理^[25-28]、地物类型^[29-31]、植被生长状况^[32-35]、生物多样性^[36-38]等，与之相关的数据产品生成方法，部分简单，部分又极其复杂，相同的处理方法常因原始遥感观测数据的不同、研究区域的转变、专家知识的差异而产生截然不同的数据产品，以作物种植面积遥感监测为例，不同分辨率遥感产品，即使采用相同方法估算的作物种植面积受尺度影响也可能存在较大差异；植被叶面积遥感估算的方法多种多样，但都只能适用于特定区域与特定环境。遥感从观测数据到数据产品的不确定性极大地妨碍了遥感走出象牙塔。

本文通过系统回顾现有的从遥感观测数据中获得有价值的数据产品的方法，总结分析现有的目标识别和参数提取两大类处理方法及各自的优势，阐述各类方法的局限性及其原因，重点指出遥感数据产品生成方法未来的发展方向，希望促进遥感从观测数据到数据产品的结构化与科学性。

2 目标识别

对遥感影像进行解译和判读进而识别地物类型，提取土地覆盖和土地利用类型、识别地物目标并开展动态变化监测，以及云识别、灾害损毁监测、海表异常探测等均属于目标识别范畴^[39-41]。

最初的基于遥感观测数据的目标识别是通过目视判读的方式实现的，其首先应用在军事要塞、电厂、机场等敏感目标的识别。目视判读因其直观易懂一直沿用至今，受限于遥感数据质量、监测系统的自动化水平等诸多因素，国家级农情遥感监测系统在开展农作物种植区提取时，仍部分依赖目视判读的方法；中国土地资源数据^[42]、第2次全国土地调查工作同样采用人机交互目视判读的方法^[43]。但目视解译需要大量的人工投入，并受解译人员知识经验等主观因素的影响，存在效率低、精度与质量难以控制、解译经验要求高等缺点。随着遥感技术的迅速发展，全球卫星遥感数据总量已达艾字节（EB）级^[44]，目视判读早已无法充分发挥海量遥感数据在目标识别中的作用。

利用计算机技术实现目标的自动判别与分类，已成为遥感技术与应用研究的重点^[45-47]，包括参数化分类器、非参数化分类器在内的多样化分类器被广泛地用于土地利用分类^[29, 48-52]、不同植被类型识别^[30, 53-60]、关键目标识别^[61-63]等多个应用领域。遥感数据源的丰富也为目标识别能力的提高提供了保障。高光谱遥感观测获取的光谱信息在反映地物波谱特征方面能力突出，能够甄别地物特殊的光谱特征，使得高光谱图像中相似目标的探测成为可能^[64]。微波遥感因其全天候的观测能力，在多云雨区开展目标识别的能力突出，广泛地应用于水稻种植区提取、洪泛区识别^[56, 65-67]等。多时相、光学与SAR数据等多源遥感协同观测因充分结合不同时间获取的遥感数据以及不同数据源自身的优势，目标识别的精度有所提升^[45, 56, 65]。

然而，遥感目标识别的精度并没有质的飞跃。2000年全球有代表性的1 km分辨率土地覆盖数据集中的IGBP DISCover、GLC 2000、MODIS土地覆盖数据产品的总体精度分别为66.9%、68.6%和78.3%^[68]，ESA利用2003-2012年间的中分辨率光谱成像仪（MERIS）数据生成的2000年、2005年、2010年3个时段的全球土地覆盖数据集，空间分辨率提高到300 m，水体要素产品的空间分辨率提高到150 m，总体分类精度为73%^[69-71]；而利用2006年之后的Landsat系列卫星生成的全球30 m分辨率土地覆盖数据集（FROM-GLC）的总体精度为71.5%^[49]；利用“像素分类—对象提取—知识检核”方案生成的2000年、

2010年全球30 m分辨率土地覆盖数据集(GlobalLand 30)^[50-51, 72],总体精度达到80%^[50];采用面向对象分类技术以及变化检测方法生成的中国1990年、2000年、2005年、2010年4个年度的30 m分辨率土地覆盖数据集(ChinaCover)^[48],通过分类后人工修正将总体精度提高到86%^[29],勉强达到实际应用要求的85%的分类识别精度目标^[73]。

表面上,目标识别的对象因同物异谱及同谱异物导致识别的难度大、精度低。如针叶林与针阔混交林、小麦与大麦、黄豆和绿豆等,同时识别精度又受到如训练样本差异、复杂地形状况、非均一性地表信息、数据预处理质量、分类方法差异、人为主观干预等诸多因素影响^[68],且不同目标的识别精度因区域与监测时段的差异而截然不同^[29, 48, 50-51, 68-71],目标识别在小区域能够取得较高的精度^[59-60],但在其他区域的适应性和拓展性往往不足^[60, 73]。数据源对目标识别的影响同样引起了广泛关注;基于光学遥感数据的目标识别精度受到天气条件的显著影响,高光谱数据波段数量大,数据冗余,维数灾难、Hughes现象等问题对目标识别与精细分类精度的影响不容忽视^[65, 74-75],对监督分类的样本量要求更高;微波数据分类中斑点噪声现象为准确识别目标、精细分类带来困难^[56, 64]。但导致目标识别精度受限的根源在于当前的目标识别方法没有扬长避短,海量多时相、多源遥感数据蕴含的具有生态学、地理学、农学意义的丰富信息未得到有效挖掘,多数目标识别方法达不到输入输出数据标准化的要求。

3 参数提取

参数提取是利用遥感提取地球表面目标的物理、地学、化学、生态学等状态参数的过程。参数提取方法可划分为经验/半经验模型和物理模型两种;遥感指数最初提出是作为一种突出不同地物间差异性的中间产品,但经过长时间发展,因其简单易用,一些遥感指数已经作为表征地表参数的数据产品被直接使用。本节分别对遥感指数、经验/半经验模型和物理模型三种方法进行论述。

3.1 遥感指数

地物波谱特征的独特性为遥感指数的构建提供了物理基础。利用不同地物的波谱特征建立特定的遥感指数能够定量探测特殊地物的特征,目前已发展出包括植被指数、水体指数、土壤水分指数、云检测指数、大气污染指数等一系列不同类型的遥感指数。

当前,仅植被指数已多达40余种^[76-80],这些指数多利用红光波段、近红外波段、红边波段为主的不同波段组合,或者复合指数组合计算获得,早期发展出的植被指数没有考虑大气影响、土壤亮度和土壤颜色的影响以及土壤、植被间的相互作用,导致诸如NDVI等植被指数受植被冠层背景影响较为显著,调整土壤亮度的植被指数、红边植被指数综合了相关波段的光谱信号,在一定程度上增强了植被信号,弱化了非植被信号^[77, 80-81]。

面向特定应用提出的遥感指数很多。利用可见光和热红外遥感观测资料建立的遥感指数在干旱监测中发挥了重要作用^[81-82];基于微波遥感的干旱指数^[83-84]克服了光学遥感观测受云雨影响的缺陷。利用高光谱遥感数据建立的全波段植被指数(VIUPD)模型与传感器无关,能够更准确的反映植被的细微变化^[65, 85];针对不同病虫害胁迫的作物光谱特征,建立的区分特定病虫害的新型光谱指数,包括健康指数(Health Index, HI)、白粉病指数(Powdery Mildew Index, PMI)、黄锈病指数(Yellow Rust Index, YRI)和蚜虫指数(Aphids Index, AI)等^[86]。利用植被覆盖度修正植被指数获得的植被茂盛程度的纯化植被指数,能够更准确的表征草地地上生物量的高低^[87];类似的植被指数修改方法也被用于修正年度间耕地种植状况、灌溉强度差异导致的作物长势异常信号,实现耕地种植状况

归一化的作物长势遥感定量监测,其结果能够更准确的反映作物长势真实状况^[35, 88]。植被生产力指数(VPI)基于NDVI数据在历史同期NDVI直方分布中所处位置构建,用以评价植被生产力水平^[89]。利用磁力指数可以实现高精度的磁场强度和方向的直接测量^[90]。此外,基于高光谱遥感的岩矿指数^[91]、水体组分指数^[65]也得到广泛应用。

受益于遥感指数计算方式简单和标准,遥感指数产品的生成以及应用较其他遥感数据产品有先天优势,已经成为运行化系统中应用最为广泛的数据产品。全球农情遥感速报系统(CropWatch)提出了多个具有特定指示意义的农情指标,如利用生长季内的植被指数峰值与历史同期植被指数峰值的最大值,发展出生长季最佳植被状况指数(VCIx),用于评价作物生长季总体长势,能够有效去除物候偏移对长势监测的影响^[33],该方法适用于不同传感器数据,不因数据源的不同而产生认知上的差异。农业胁迫指数(Agriculture Stress Index, ASI)用于全球不同生长季异常植被生长情况以及可能发生的旱情监测与预警^[92]。基于遥感指数的遥感数据产品为天气预报的业务化运行提供了丰富的数据产品信息,能够准确指示云微物理特性、扬尘、热带气旋等^[83, 93]。

不同形式的遥感指数虽已得到广泛应用,但仍面临一定的问题,如大部分遥感指数在构建时缺乏合理的物理解释,导致其指示的生理意义解释不清。NDVI作为最常用的植被指数之一,常被用于作物长势监测^[32-35],但相同的NDVI值的指示意义并不唯一,既可以代表作物生长茂盛程度或植被健康未受病虫害侵扰,也可以代表植被的强壮程度。在植被覆盖度高的状况下,NDVI等植被指数出现的饱和现象进一步增加了用户使用植被指数时的困惑。基于不同时空分辨率卫星数据获取的植被指数间存在着非线性关系,导致多源数据的协同使用面临困难。受大气条件、观测条件、地形、定标水平等以及遥感传感器信号获取的不确定性因素的影响,导致不同遥观测源获取的遥感指数缺乏一致性和可比性^[94],无法形成一致性较高的长时间序列遥感指数^[95],进而影响到遥感指数在长时序分析中(如全球变化领域)的可信度^[9]。

3.2 经验/半经验模型

基于地面观测/实验数据,应用统计方法分析遥感参量与地面观测数据(物体状态的物理、生理、生化参数)的统计关系,通过建立经验/半经验模型来获得地物参数也是常见的参数提取方法之一。

自遥感诞生之日起,经验/半经验模型就被广泛的用于植被覆盖度、植被叶面积指数(LAI)^[96-98]、植被光合有效辐射吸收比率(FAPAR)^[99]、植被地上生物量^[21-22, 79, 100-104]、森林高度^[105-107]、植被凋落物生物量/覆盖度^[20, 79]、冠层叶绿素浓度^[108]、冠层/土壤水分含量^[109-113]、氮磷钾等养分浓度^[114-115]、土壤水分^[116-117]等陆表物理化学参量以及海洋表层参数(海洋表层叶绿素含量、近海泥沙含量和黄色物质浓度等)的估算;最新推动的生物量卫星(BIOMASS)、冰云和地面高度二号卫星(ICESAT-2)等仍建议采用经验/半经验模型实现森林生物量、森林树高等参量的提取^[103-104, 107]。经验/半经验模型还被广泛的用于农作物单产遥感估算^[32-33, 118]、地表实际蒸散发遥感估算^[119]、降水量估算、森林蓄积量清查、病虫害遥感监测^[85]、湖泊水量变化监测^[120]等领域,为农业、生态、水利、环境科学等传统学科提供了更为便捷的数据获取途径。

经验/半经验模型简单、参数少、运算效率高等优点促成了其在参数提取中得到广泛应用,但同时也存在诸多不确定性。如受地表状况、大气环境、植被冠层结构、遥感数据质量、传感器光谱响应函数等因素的影响^[121-123],遥感指数与地表生理生化参量间的关系存在线性关系、指数关系、对数关系、幂函数关系或不同关系的阶段性变化^[97-98, 121-122, 124-126],地表双向反射因子(受太阳高度角、观测方位角影响)以及叶倾角分布等冠层结构信息

对经验/半经验模型的影响无法有效规避^[127]。不同参量的提取可能会基于同种遥感信息或指数,如基于NDVI建立的经验模型提取的植被覆盖度(fCover)、LAI、FAPAR、生物量、作物产量等数据产品相互之间具有高度的相关性和信息冗余性,而终端用户在使用多种数据产品时往往不得而知。

经验/半经验模型的精度不高,外推性差。如基于中低分辨率遥感数据估算海洋泥沙含量、叶绿素含量等参量的精度不足60%,而基于GF-1、Landsat等高分辨率遥感观测数据的估算精度也仅达到87%,基于中低分辨率植被指数的LAI估算模型精度也在60%~80%的范围内波动,而基于高分辨率数据的LAI估算精度接近81%。总体上,经验/半经验模型参数提取的精度多接近80%,说明遥感光谱信息能够解释物理、生理变量80%的变异度,但很难实现精度的进一步突破。特别是一些极端现象很难采用经验/半经验模型实现参量的估算,如作物生长高峰期,灌溉作物的植被指数常处于饱和状态,不同年份间的变化较小,无法用于农作物长势与单产的准确监测^[35, 88]。同时,经验/半经验模型对问题的内涵及物理机制解释不清,适用性常受实验条件限制,随着时间和地表状况等的变化,在一个地区建立的统计模型很难用于其他区域。

3.3 物理模型

与经验/半经验模型相对应的参数提取方法是物理模型法,该方法首先要建立描述地表遥感像元物理过程的数学模型,将参数提取转换为数学模型/方程的求解问题。本节中模型反演关注的是由遥感观测数据生成数据产品的反演过程,因此未考虑同化方法。

为完成模型方程的数学求解,就需要获取足够的已知信息量,以满足求解方程时独立方程个数等于或大于未知参数的必要条件。然而遥感无论是开展陆地观测、海洋观测还是大气探测,对象都是复杂开放的巨系统,构建的参数方程中,未知量几乎是无穷的,遥感观测的有限性、自相关性以及地表状况的复杂多变导致遥感获取的信息量无法满足求解方程的数据需求,因此方程求解的问题本质上是“病态”的,是“无定解”的数学模型,无法采用“最小二乘法”进行迭代求解^[128],只能被迫采用特定的方法和策略以解决“病态”方程问题(反演),大体可概括成两类:一是通过引入新的知识源-先验知识,增加求解方程所要求的信息量,保证方程求解结果的稳定和可靠^[128],一定程度上解决了观测信息量不足的问题^[2, 126, 129],提高参数提取的效果^[128];二是利用迭代等算法优化方程求解方法和策略^[126],对物理模型进行简化^[130-131],并对数据空间和参数空间进行分割,分阶段开展参数反演^[132-133]。高光谱数据因光谱分辨率显著提高,也是增加反演可用数据的途径,多时相、多角度、多源高分辨率数据的引入同样能够提升模型方程求解的成功率^[91, 98, 134-136]。

引入先验知识的物理模型已经广泛的应用于植被冠层结构、LAI、FAPAR、叶绿素含量等参数的反演^[2, 128, 137-138],丰富而有效的先验知识有助于识别出模型中的有限个关键参数,并基于先验知识设定其他非关键参数为某一常量或阈值范围。但先验知识的引入必然导致方程求解结果受先验知识的影响,研究表明不同的先验知识(模型方程初始条件)会造成方程求解结果的显著差异,以LAI为例,1%的观测数据变化导致LAI反演结果变化幅度高达75%^[137]。同时大范围获取准确的先验知识又面临巨大挑战。目前,SMOS卫星计划利用微波辐射传输模型求解亮度温度及土壤湿度^[139],并通过引入分辨率更高的土地覆盖类型作为先验知识,解决了先验知识无法大面积获取的问题,但仍受到土地覆盖数据精度的影响。

反演模型优化策略包括数值迭代优化法、查找表法、神经网络法、支持向量机、遗传算法等,广泛的用于植被冠层结构、LAI、FAPAR、叶绿素含量等植被生理参数的反

演^[96, 140-144]。MODIS陆地和海洋上空大气气溶胶光学厚度、水汽含量等大气参量反演则在辐射传输模型的基础上,借助查找表法,提升大气参数的反演效率^[145]。地球探索计划EarthCARE卫星搭载的大气探测激光雷达、云廓线雷达、多光谱成像仪和宽波段辐射计等四颗不同类型的传感器,通过主被动传感器的组合,利用查找表法、神经网络模型等方法实现云、大气气溶胶的垂直和水平分布以及大气层顶短波和长波通量数据的同步反演^[146-148]。SMOS卫星计划最新的第六版本海洋盐度反演算法则是在微波辐射传输模型的基础上^[149],考虑能量由大气进入泡沫层并被大小尺寸不均匀分布的泡沫层吸收和耗散的过程,进一步优化提出了基于L波段的泡沫发射率模型,在反演海洋盐度的同时,同步获得了亮度温度、海表粗糙度等数据^[149]。利用数值优化方法求解重力梯度仪解析模型、重力场模型、微波随机体散射—地面散射组合模型、多普勒频移量模型等,实现了重力异常、高度、风速等参数的提取^[150]。

然而,当前模型反演仍以MODIS、SPOT VGT等中低分辨率遥感观测数据为主,其原因是现有的反演模型多假设等距邻近像元对目标像元产生相同的影响,无法有效地描述异质性像元的邻近效应,从而使得模型对高分辨率遥感数据不适应。但中低分辨率遥感观测的像元均是由多种不同地物组成的混合像元,基于单一对象刻画的模型对混合像元反演时,往往增加了模型反演结果的不确定性^[129],如对MODIS LAI和FAPAR产品的验证结果显示非洲部分地区的反演误差达15%和20%^[151]。遥感观测的瞬时性与观测对象变化过程的动态性之间也存在不可调和的矛盾^[129, 152-157]。另一方面,模型反演的时间代价不容忽视。基于中低分辨率卫星观测数据的反演算法在并行优化之后仍需要数天时间完成,但当反演所用观测数据的分辨率提高至30 m (Landsat、HJ-1等卫星)或10 m (GF、Sentinel-2)时,反演算法耗时将呈现指数级增加。总体上,现有反演模型无法有效平衡高分辨率数据与低分辨率遥感数据在反演过程中的弊端。

4 数据产品

本节以美国MODIS数据产品、欧空局哥白尼计划陆地数据产品、中国全球陆表特征参数(GLASS)产品以及集成多源卫星数据生成的CYCLOPES、降水和蒸散数据产品为例,分析各遥感数据产品采用的方法及策略。

MODIS数据产品(表1)有7个采用目标识别方法,1个产品所用的是遥感指数方法,1个采用经验/半经验模型,8个采用物理模型,部分数据产品生成过程中,采用了多种数据产品生成方法,如MODIS云综合产品中的云掩膜产品采用的是基于决策树的目标识别方法,而云相、云光学厚度、有效云粒径、云顶温度、云高度等参量则基于物理模型提取。MODIS数据产品完全依赖MODIS单一传感器获得的遥感观测数据,生成的数据产品虽已得到广泛应用,但无论采用的方法如何优越,生成的数据产品均无法规避MODIS观测数据质量、传感器衰退等因素的影响。

欧空局哥白尼计划陆地监测项目将利用30颗包括RADARSAT2、ENVISAT ASAR等SAR数据以及SPOT VGT、Proba-V、ENVISAT MERIS和6颗哨兵(Sentinel)系列卫星等多源卫星数据,提供陆表植被监测、能量平衡和水分监测的多种数据产品。截至2017年仅提供12种数据产品(表1),其中,NDVI及其衍生出的VCI产品的生成属于遥感指数方法;DMP、VPI和地表温度则利用FAPAR、NDVI或热红外波段亮度温度建立的经验/半经验统计模型生成;LAI、FAPAR、fCover、反射率和土壤水分等产品的生成则采用神经网络模型对反演模型进行优化;Albedo产品通过对各波段反照率经验组合计算获

表1 美国、欧洲和中国代表性遥感产品所用方法分类

Tab. 1 Methodology used for producing remote sensing data products in the US, Europe and China

共性方法	MODIS 数据产品 [*]	欧空局哥白尼计划陆地数据产品	GLASS 数据产品
目标识别	云掩膜; 雪覆盖; 土地覆盖; 异常一火点; 海冰覆盖; 土地覆盖动态变化; 火烧迹地	水体 ¹ ; 火烧迹地 ¹ ;	
参数提取	植被指数(NDVI/EVI)	NDVI ¹ ; 植被状况指数(VCI) ¹	
经验/半经验模型	总初级生产力(GPP)/净初级生产力(NPP);	VPI ¹ ; DMP(干物质生产力) ¹ ; 地表温度(LST) ¹ ; Albedo ¹ ;	Albedo ² ; 裸土宽波段发射率 ² ; 长波净辐射 ² ; 净辐射 ² ; 潜热通量 ² ; GPP ²
物理模型	气溶胶; 可降水量; 云产品(云相、云光学厚度、有效云粒径、云顶温度、高度等); 地表温度和比辐射率; 大气剖面; LAI/FAPAR; 蒸散发; Albedo/BRDF	LAI ¹ ; FAPAR ¹ ; fCover ¹ ; 土壤水分 ¹ ; 反射率 ¹	LAI ² ; FAPAR ² ; fCover ² ; 植被区宽波段发射率 ² ; 下行短波辐射 ² ; 光合有效辐射 ²

注: * : MODIS 一级产品和海洋产品未予考虑; ¹ : 依托单一遥感数据产出的数据产品; ² : 依托多源遥感数据产出的数据产品。

得; 火烧迹地和水体产品采用目标识别方法获得。现阶段, 哥白尼计划提供的数据产品仍主要依赖 SPOT VGT 及其后续星 Proba-V 等遥感传感器, 遥感观测数据的质量直接影响数据产品的质量好坏, 仅 LST 产品综合利用了多颗静止气象卫星数据。

集成多种卫星平台的观测数据、多种数据产品生成更高精度、质量更可靠的遥感数据产品是常见的策略。全球陆表特征参数 (GLASS) 产品基于 AVHRR、MODIS 和多种地球同步卫星观测数据生成 1982-2014 年长时间序列的 8 种数据产品。GLASS 的 LAI、fCover 产品基于神经网络模型对现有数据进行融合和时空序列数据插补而成; FAPAR 则基于 GLASS LAI 产品采用孔隙率模型反演生成; Albedo、长波净辐射、净辐射产品采用经验统计法获得; GPP 产品则采用经验/半经验的光能利用率模型实现产品生产; 发射率产品在裸土区采用经验统计法, 在植被区则采用查找表优化 4SAIL 辐射传输模型实现参数提取; 下行短波辐射、光合有效辐射则采用查找表法实现辐射量的反演^[142]。CYCLOPES 项目集成 AVHRR、VEGETATION、POLDER、MERIS 和 MSG 数据, 利用模型反演 (基于神经网络算法的辐射传输模型) 方法生成了 LAI、fCover、FAPAR、反照率 (Albedo) 等生物物理参数产品^[137, 143]。以 LAI 数据产品为例, 对比 MODIS、VGT、CYCLOPES 和 GLASS 产品的精度 (表 2), MODIS 上午星和下午星双星联合反演的精度较单一卫星数据产品高, 而结合多颗卫星搭载的多颗传感器联合反演获得的 CYCLOPES 和 GLASS 数据产品精度较双星反演精度更高。

多传感器联合反演降水 (Multi-sensor Precipitation Estimation, MPE) 的方法同样是为了克服从单一来源的遥感观测数据到降水数据产品反演过程的缺点^[162]。热带降雨测量计划 (Tropical Rainfall Measurement Mission, TRMM) 多卫星降水分析数据产品以 TRMM 微波成像仪、先进微波扫描辐射仪 (AMSR-E)、专用微波成像仪 (SSM/I)、专用微波成像声呐 (SSMIS)、高级微波温度计 (AMSU)、大气湿度廓线探测仪 (MHS) 和微波调节融合红外仪 (IR) 7 种遥感观测数据为基础, 形成空间分辨率为 0.25°、时间分辨率 3 h 的降水产品。全球降水观测计划 (Global Precipitation Measurement, GPM) 携带的双频降雨雷达和 GPM 微波成像仪, 同现有的 MPE 方法所用观测数据结合, 加上欧洲第三代气象卫星、美国的 GOES-R 卫星和已经发射升空的中国风云四号 (FY-4) 卫星, 为全球多传感器联合反演降水提供新的观测数据源, 提升降水数据产品的精度^[162]。

基于遥感的区域蒸散量监测方法 (ETWatch)^[25-26, 153, 163] 充分利用不同卫星数据产品在

表2 全球不同LAI产品精度验证对比结果

Tab. 2 Validation of different LAI products based on ground measurement

数据产品	植被类型	相对误差	均方根误差	文献
MODIS Terra LAI	混合类型1*	-	1.07~2.08 (与有效LAI对比) 1.42 (与真实LAI对比)	[158-160]
MODIS Aqua LAI	混合类型1*	-	1.74 (与有效LAI对比) 1.53 (与真实LAI对比)	[158]
MODIS Terra & Aqua LAI	农田	88%	0.5~1.05	[161]
	森林	35%~65%	-	[161]
	草地	47%	-	[161]
	混合类型2#	-	1.29 (与有效LAI对比) 1.14 (与真实LAI对比)	[154]
	混合类型1*	-	1.63 (与有效LAI对比) 1.09 (与真实LAI对比)	[158]
VGT LAI	农田	44%	0.5~1.05	[161]
	森林	25%~37%	-	[161]
	草地	76%	-	[161]
CYCLOPES LAI	混合类型2*	-	0.73 (与有效LAI对比) 0.84 (与真实LAI对比)	[143]
	混合类型1*	-	0.50~1.34 (与有效LAI对比) 0.97 (与真实LAI对比)	[158-159]
GLASS LAI	混合类型1*	-	0.78~0.87	[159-160]

注：混合类型1*包括草地与粮食作物、灌木、稀树草原、阔叶林和针叶林等下垫面类型；混合类型2#包括裸土、落叶阔叶林、常绿针叶林、常绿阔叶林、农作物和草地等下垫面类型。

相关地表参数或地表通量模型构建时能够提供的优势信息，发展了基于风云静止气象卫星云产品数据的净辐射模型^[164]、基于MODIS/AIRS大气廓线产品的大气边界层高度模型^[165]、基于光学—红外—微波数据的空气动力学粗糙度模型^[166]以及基于不同下垫面、不同气候环境参量的感热通量模型^[167]等，最终通过模型集成，构建了多尺度—多源数据协同的陆表蒸散遥感模型参数化方法^[163]。

5 讨论

对遥感的理解有不同的角度，本文仅将遥感作为一种观测手段，剖析从遥感观测数据到数据产品的数据处理方法。遥感发展了50余年，大量的研究解决了特定时间、特定区域的应用问题，推动了利用遥感观测数据生成数据产品方法的进步，形成的数据产品及信息服务能力也不断提升，但均在一定程度上受时间、区域、使用者经验的影响，导致在解决相同问题时，存在结果不一、结论矛盾的现象。遥感从观测数据到生成数据产品的过程至今仍未形成系统性、科学性的方法论，还有很长的路要走。

准确性更高、更可靠的数据产品是用户使用遥感数据产品时最关注的问题，产品生成过程的复杂性用户并不在意。目标识别方法重点解决识别地物类型的问题，但精度不高且受专家经验知识的影响；前文提到的ChinaCover土地覆盖数据产品采用面向对象的变化检测和决策树方法^[29, 48, 168]，2000-2014年全球森林年度动态变化数据产品采用决策树分类方法^[169]，在建立分类体系和不同类别区分标准的前提下，具有显著的结构化特征而得到广泛应用。参数提取解决的是从遥感观测数据中提取具有物理、化学、地学、生态学、生物学等实际意义的产品，其中遥感指数产品的物理意义不明确或不唯一；基

于经验/半经验模型的参数提取方法对问题的内涵及物理机制解释不清,能够有效的解决一时一地的实际应用问题,但模型适用性常受实验条件限制,外推性较差,只能是解决遥感从观测数据生成数据产品的权宜之计;基于物理模型的参数提取方法为地表参量数据产品的生成提供了具有物理内涵的解决途径,但方法本身的“病态”性决定了方程“无定解”的现状,模型对地表状态和物理过程刻画精确度即模型本身的质量直接导致模型反演精度受限^[129];通过数值迭代优化、查找表法、遗传算法等模型反演优化策略,多通过数值逼近、相似性对比等方法,实质上是从预先“模拟”出的结果库中筛选出模型反演结果。以上各类方法均存在不足,没有一种方法能够让终端用户信心十足。即便是现有的遥感主流产品,如LAI遥感产品,采用的方法、形成的产品间仍存在差异^[97, 128, 158-161]。未来需要对数据分析处理策略进行仔细的分析和梳理、科学论证和验证,去伪存真,明确哪些方法是结构化的,哪些方法能够改造成结构化方法,哪些方法只是权宜之计,哪些方法能获得定量数据,哪些方法只能获得定性的数据,哪些方法实质上是在“伪造数据”,以及这些方法的精度水平及改进空间,从而指明现有方法如何向结构化方法转变,逐步构建以结构化为特征的、科学的从遥感观测数据生成数据产品的遥感数据产品方法论。

(1) 发展新型遥感指数产品。遥感指数作为一种凸显不同地物差异的参数产品,其构建方法符合结构化方法的特征,但现有的遥感指数的物理意义欠缺,在应用时往往存在适应性限制。需结合遥感信息自身的优势,从问题出发,发展出一些易于处理且能够反映生态学、地学、气象学意义的特征指标,充分挖掘遥感观测数据隐含的深层指示性特征,构建具有指示性意义的新型遥感指数数据产品。例如对地表水下渗、自然地表蒸散、城市热岛效应、城市内涝等具有重要影响的不透水面要素^[71-72],能够利用不透水面指数实现快速提取,识别方法相对简单^[170-171];用于粮食安全早期预警的作物生长早期的耕地种植比例指数,较传统的作物类型的识别精度大幅度提高^[172],如2015年9月之后南非出现严重旱情,耕地种植比例较2014年同期偏低达34%,全球农情遥感速报系统(CropWatch)基于该信息对南非玉米生产形势做出了早期预警^①。

(2) 以数据产品为导向。现有的数据产品多以卫星为导向,每种卫星观测数据都有一套各自的数据产品,数据产品各成体系。同时不同卫星获得数据产品受限于遥感传感器的不一致性,相互间的时空连续性和一致性较差,为数据产品的广泛应用造成障碍^[95]。遥感数据产品生成方法应该以形成高质量的数据产品为目标,如前文提到的CYCLOPES项目^[138, 144]、多传感器联合反演降水数据产品^[162]、基于遥感的区域蒸散量监测方法(ETWatch)及其产出的多尺度-多源数据协同的陆表蒸散发数据产品^[25-26, 153, 163],充分利用所有可用的遥感观测数据,发挥不同遥感观测数据的优势,已经成为反演高精度、高分辨率遥感数据产品的主流途径^[162]。未来应利用多源协同遥感观测与分析处理方法,充分结合多种遥感观测数据的优势,形成合力,提高数据产品的精度。数据产品为导向的遥感处理方法需进一步拓展至卫星传感器设计、卫星发射计划等方面,围绕现有数据产品分析处理过程中的缺陷和需求,有针对性的发展新型传感器和卫星计划,以实现数据产品质量的提高。

(3) 与前沿计算机技术充分结合。当前全球覆盖的遥感数据产品多为中低分辨率的产品,空间分辨率多低于250 m,高分辨率遥感数据产品十分匮乏,特别是时间连续、空间无缝的数据产品缺失,使得精细尺度遥感应用的需求无法满足^[173]。另一方面,大数据时代,遥感传感器的发展使得遥感观测数据的时空分辨率逐步提高,产生的遥感观测

① 全球农情遥感速报(2016年2月5日), <http://www.cropwatch.com.cn/html/cn/bulletin35.shtml>

数据的数据量呈几何级数增长,对海量遥感观测数据的快速自动化处理依赖于计算机技术的创新^[174]。近年来,深度学习方法逐渐被引入到图像分割、目标识别和分类中^[175-176],利用机器学习的过程对图像所包含的具有生态学、地理学、农学意义的深层特征信息进行挖掘,开展高精度的建筑、水体、裸地等不同地物类型的分类以及飞机、舰船等目标识别。ImageNet大规模视觉识别挑战赛举办以来,图像识别的错误率从2012年的29.6%降到了2015年的3.6%,充分显示了深度学习在目标识别中的作用^[177-179]。Google针对地球观测大数据,开发了全球尺度PB级数据处理能力的Google Earth Engine云平台^[180],极大提升了地球观测大数据的处理与信息挖掘能力。Google Earth Engine内置全球经预处理的长时间序列的Landsat/MODIS等系列数据,能够快速实现长时间序列大范围农作物种植区的提取与分析、全球尺度森林动态变化监测等^[169,180],为遥感与先进计算机技术结合提供应用典范。利用非遥感大数据充分挖掘待分类识别目标的深层隐含特征^[181],将为基于遥感的目标分类识别方法提供新的解决途径。未来结合深度学习、大数据处理等技术,有望解决传统处理方法无法有效解决的复杂难题,依托集群、云技术的数据密集型计算方法,突破高分辨率遥感数据分析处理的时间瓶颈,实现高分辨率时空连续的遥感数据产品的快速生成与动态追加更新^[182]。国家重点研发计划“全球变化及应对”重点专项“全球变化大数据的科学认知与云共享平台”项目拟结合大数据与深度学习方法,基于Landsat系列卫星数据,结合其他光学、SAR等多源遥感数据,实现20世纪70年代以来多年度30 m分辨率森林覆盖、火烧迹地、陆面水体、不透水面、耕地和极地冰盖冻融6种关键地表覆盖类型的快速生成^[183],将为全球变化研究提供更加全面细致的数据支撑。

(4) 建立遥感处理方法标准体系。标准是产品是否达标、是否合规的标志,其能减少人为主观因素影响,避免相同的观测数据获得的数据质量因方法、因地域、因人而异。纵观农业、生态、气象、水文、国土资源、测绘等遥感应用常见领域,均有各自的成体系的国家标准,例如土地利用现状分类国家标准明确规定了土地利用的类型、含义,为土地调查观测提供标准章程。与遥感高度相关的测绘学科,早在1984年便由国家测绘地理信息局设立了测绘标准化研究所,专门从事测绘标准化研究,先后制定了大地、航测、制图等多个领域的系列国家标准以及测绘地理信息行业标准制修订^[184]。遥感领域也有少量的国家标准与行业标准,如卫星遥感影像植被指数产品规范,但针对从遥感观测数据到生成数据产品这一分析方法的标准相对缺失,需大力推进遥感从观测数据到数据产品的分析处理方法的标准规范制定。为建立遥感处理方法标准体系,需要对现有的遥感数据产品生成方法进行全面收集整理,分析不同类型的数据产品所用的方法特点,以及相同遥感数据处理方法用于生成不同数据产品时的差异性,综合分析归纳,并将从遥感观测数据到生成数据产品的全过程进行步骤细分,逐渐形成各个步骤的标准输入、输出流程,制定出输入输出的标准规范,形成从遥感观测数据到生成数据产品的全流程标准体系。

6 结语

现代科学以观测为基础。从遥感观测数据到获取具有实际物理意义的数据产品的过程所采用的各类方法均存在一定问题,根本原因是遥感从观测数据到生成数据产品过程的系统、科学方法的缺失。

未来需要建立遥感从观测数据到数据产品的系统性方法论和数据处理方法标准体系,包括建立结构化方法、发展新型遥感指标、以数据产品为导向、与前沿技术结合等方面,

实现遥感从观测数据到数据产品的方法向科学化与结构化转变,推动遥感从观测数据到生成数据产品的标准化、规范化。系统性方法论的形成有望提升遥感在各行各业的应用前景,改变遥感在传统行业饱受质疑的现状。

致谢: 特别感谢中国科学院遥感与数字地球研究所曾红伟副研究员、赵旦博士、邢强博士和朱伟伟博士以及联合国粮农组织前副总干事何昌垂先生在文章成稿和修改过程中提供的宝贵意见和建议。

参考文献(References)

- [1] Elachi C, Van Zyl J J. Introduction to the Physics and Techniques of Remote Sensing. John Wiley & Sons, 2006.
- [2] Xu Xiru. Remote Sensing Physics. Beijing: Peking University Press, 2005. [徐希儒. 遥感物理. 北京: 北京大学出版社, 2005.]
- [3] Lin Zhonghui, Mo Xingguo, Li Hongxuan, et al. Comparison of three spatial interpolation methods for climate variables in China. *Acta Geographica Sinica*, 2002, 57(1): 47-56. [林忠辉, 莫兴国, 李宏轩, 等. 中国陆地区域气象要素的空间插值. *地理学报*, 2002, 57(1): 47-56.]
- [4] Li Jun, You Songcai, Huang Jingfeng. Spatial interpolation method and spatial distribution characteristics of monthly mean temperature in China during 1961-2000. *Ecology and Environment*, 2006, 15(1): 109-114. [李军, 游松财, 黄敬峰. 中国1961-2000年月平均气温空间插值方法与空间分布. *生态环境*, 2006, 15(1): 109-114.]
- [5] Zhou Suoquan, Xue Genyuan, Zhou Lifeng, et al. The stepwise interpolation approach of precipitation for spatial analysis based on GIS. *Acta Meteorologica Sinica*, 2006, 64(1): 100-111. [周锁铨, 薛根元, 周丽峰, 等. 基于GIS降水空间分析的逐步插值方法. *气象学报*, 2006, 64(1): 100-111.]
- [6] He Honglin, Yu Guirui, Liu Xin'an, et al. Study on spatialization technology of terrestrial eco-information in China (II): Solar radiation. *Journal of Natural Resources*, 2004, 19(5): 679-684. [何洪林, 于贵瑞, 刘新安, 等. 中国陆地生态信息空间化技术研究(II): 太阳辐射要素. *自然资源学报*, 2004, 19(5): 679-684.]
- [7] Xiao Yu, Xie Gaodi, An Kai. Comparison of interpolation methods for content of soil available phosphor. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2003, 11(1): 56-58. [肖玉, 谢高地, 安凯. 土壤速效磷含量空间插值方法比较研究. *中国生态农业学报*, 2003, 11(1): 56-58.]
- [8] Lambe T W. Soil testing for engineers. *Soil Science*, 1951, 72(5): 406.
- [9] Wu Bingfang, Xing Qiang. Remote sensing roles on driving science and major applications. *Advances in Earth Science*, 2015, 30(7): 751-762. [吴炳方, 邢强. 遥感的科学推动作用与重点应用领域. *地球科学进展*, 2015, 30(7): 751-762.]
- [10] Zhuang Jiayao, Zhang Jinchi, Su Jishen, et al. Improvement of the calculation accuracy about the amount of water discharge using an integral equation in hydrological experiments. *Journal of Nanjing Forestry University (Natural Science Edition)*, 2008, 32(6): 147-150. [庄家尧, 张金池, 苏继申, 等. 水文观测中径流量计算精度的改进. *南京林业大学学报(自然科学版)*, 2008, 32(6): 147-150.]
- [11] D'arrigo R, Villalba R, Wiles G. Tree-ring estimates of Pacific decadal climate variability. *Climate Dynamics*, 2001, 18(3/4): 219-224.
- [12] Li Miaomiao, Wu Bingfang, Yan Changzhen. Estimation of vegetation fraction in the upper basin of Miyun Reservoir by remote sensing. *Resources Science*, 2004, 26(4): 153-159. [李苗苗, 吴炳方, 颜长珍, 等. 密云水库上游植被覆盖度的遥感估算. *资源科学*, 2004, 26(4): 153-159.]
- [13] Carlson T N, Ripley D A. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. *Remote Sensing of Environment*, 1997, 62(3): 241-252.
- [14] Chen J M, Cihlar J. Retrieving leaf area index of boreal conifer forests using Landsat TM images. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 55(2): 153-162.
- [15] Myneni R B, Hoffman S, Knyazikhin Y, et al. Global products of vegetation leaf area and fraction absorbed PAR from year one of MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 83(1): 214-231.
- [16] Chen Xueyang, Meng Jihua, Wu Bingfang, et al. Monitoring corn FPAR based on HJ-1 CCD. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2010, 26(Suppl): 241-245. [陈雪洋, 蒙继华, 吴炳方, 等. 基于HJ-1 CCD的夏玉米FPAR遥感监测模型. *农业工程学报*, 2010, 26(增刊1): 241-245.]
- [17] Dong T, Meng J, Shang J, et al. Modified vegetation indices for estimating crop fraction of absorbed photosynthetically active radiation. *International Journal of Remote Sensing*, 2015, 36(12): 3097-3113.
- [18] Zhang X, Friedl M A, Schaaf C B, et al. Monitoring vegetation phenology using MODIS. *Remote Sensing of*

- Environment, 2003, 84(3): 471-475.
- [19] You X, Meng J, Zhang M, et al. Remote sensing based detection of crop phenology for agricultural zones in China using a new threshold method. *Remote Sensing*, 2013, 5(7): 3190-3211.
- [20] Zhang M, Wu B, Meng J. Quantifying winter wheat residue biomass with a spectral angle index derived from China Environmental Satellite data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2014, 32: 105-113.
- [21] Meng J, Du X, Wu B. Generation of high spatial and temporal resolution NDVI and its application in crop biomass estimation. *International Journal of Digital Earth*, 2013, 6(3): 203-218.
- [22] Du X, Li Q, Dong T, et al. Winter wheat biomass estimation using high temporal and spatial resolution satellite data combined with a light use efficiency model. *Geocarto International*, 2015, 30(3): 258-269.
- [23] Thiemann S, Kaufmann H. Lake water quality monitoring using hyperspectral airborne data: A semiempirical multisensor and multitemporal approach for the Mecklenburg Lake District, Germany. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 81(2): 228-237.
- [24] Lavery P, Pattiaratchi C, Wyllie A, et al. Water quality monitoring in estuarine waters using the Landsat Thematic Mapper. *Remote Sensing of Environment*, 1993, 46(3): 268-280.
- [25] Wu B, Jiang L, Yan N, et al. Basin-wide evapotranspiration management: Concept and practical application in Hai Basin, China. *Agricultural Water Management*, 2014, 145: 145-153.
- [26] Wu B, Yan N, Xiong J, et al. Validation of ETWatch using field measurements at diverse landscapes: A case study in Hai Basin of China. *Journal of Hydrology*, 2012, 436: 67-80.
- [27] Sawaya K E, Olmanson L G, Heinert N J, et al. Extending satellite remote sensing to local scales: land and water resource monitoring using high-resolution imagery. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 88(1): 144-156.
- [28] Bastiaanssen W G M. Remote sensing in water resources management: The state of the art. International Water Management Institute, 1998.
- [29] Zhang L, Li X, Yuan Q, et al. Object-based approach to national land cover mapping using HJ satellite imagery. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2014, 8(1): 083686-083686.
- [30] Li Q, Wu B, Jia K, et al. Maize acreage estimation using ENVISAT MERIS and CBERS-02B CCD data in the North China Plain. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2011, 78(2): 208-214.
- [31] Martin M E, Newman S D, Aber J D, et al. Determining forest species composition using high spectral resolution remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, 1998, 65(3): 249-254.
- [32] Wu B, Meng J, Li Q, et al. Remote sensing-based global crop monitoring: experiences with China's CropWatch system. *International Journal of Digital Earth*, 2014, 7(2): 113-137.
- [33] Wu B, Gommes R, Zhang M, et al. Global crop monitoring: A satellite-based hierarchical approach. *Remote Sensing*, 2015, 7(4): 3907-3933.
- [34] Doraiswamy P C, Hatfield J L, Jackson T J, et al. Crop condition and yield simulations using Landsat and MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 92(4): 548-559.
- [35] Zhang M, Wu B, Yu M, et al. Crop condition assessment with adjusted NDVI using the uncropped arable land ratio. *Remote Sensing*, 2014, 6(6): 5774-5794.
- [36] Turner W, Spector S, Gardiner N, et al. Remote sensing for biodiversity science and conservation. *Trends in Ecology & Evolution*, 2003, 18(6): 306-314.
- [37] Tuanmu M N, Jetz W. A global, remote sensing-based characterization of terrestrial habitat heterogeneity for biodiversity and ecosystem modelling. *Global Ecology and Biogeography*, 2015.
- [38] Turner W. Sensing biodiversity. *Science*, 2014, 346(6207): 301-302.
- [39] Lunetta R S, Johnson D M, Lyon J G, et al. Impacts of imagery temporal frequency on land-cover change detection monitoring. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 89(4): 444-454.
- [40] Ackerman S A, Strabala K I, Menzel W P, et al. Discriminating clear sky from clouds with MODIS. *Journal of Geophysical Research*, 1998, 103(D24): 32, 141-32, 157.
- [41] Jiang Xingwei, Lin Mingsen, Zhang Youguang. Progress and prospect of Chinese ocean satellites. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(5): 1185-1198. [蒋兴伟, 林明森, 张有广. 中国海洋卫星及应用进展. *遥感学报*, 2016, 20(5): 1185-1198.]
- [42] Liu Jiyuan, Zhang Zengxiang, Zhuang Dafang, et al. A study on the spatial-temporal dynamic changes of land-use and driving forces analyses of China in the 1990s. *Geographical Research*, 2003, 22(1): 1-12. [刘纪远, 张增祥, 庄大方, 等.]

- 20世纪90年代中国土地利用变化时空特征及其成因分析. 地理研究, 2003, 22(1): 1-12.]
- [43] Zhang Zengxiang, Wang Xiao, Wen Qingke, et al. Research progress of remote sensing application in land resources. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(5): 1243-1258. [张增祥, 汪潇, 温庆可, 等. 土地资源遥感应用研究进展. 遥感学报, 2016, 20(5): 1243-1258.]
- [44] Lv Xuefeng, Cheng Chengqi, Gong Jianya, et al. Review of data storage and management technologies for massive remote sensing data. *Scientia Sinica Technologica*, 2011, 41(12): 1561-1575. [吕雪峰, 程承旗, 龚健雅, 等. 海量遥感数据存储管理技术综述. 中国科学(技术科学), 2011, 41(12): 1561-1575.]
- [45] Xie Y, Sha Z, Yu M. Remote sensing imagery in vegetation mapping: A review. *Journal of Plant Ecology*, 2008, 1(1): 9-23.
- [46] Mountrakis G, Im J, Ogole C. Support vector machines in remote sensing: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2011, 66(3): 247-259.
- [47] Blaschke T. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2010, 65(1): 2-16.
- [48] Wu Bingfang, Yuan Quanzhi, Yan Changzhen, et al. Land cover changes of China from 2000 to 2010. *Quaternary Sciences*, 2014, 34(4): 723-731. [吴炳方, 苑全治, 颜长珍, 等. 21世纪前十年的中国土地覆盖变化. 第四纪研究, 2014, 34(4): 723-731.]
- [49] Gong P, Wang J, Yu L, et al. Finer resolution observation and monitoring of global land cover: First mapping results with Landsat TM and ETM+ data. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(7): 2607-2654.
- [50] Chen J, Chen J, Liao A, et al. Global land cover mapping at 30 m resolution: A POK-based operational approach. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 103: 7-27.
- [51] Chen J, Ban Y, Li S. China: Open access to Earth land-cover map. *Nature*, 2014, 514(7523): 434-434.
- [52] Rogan J, Chen D M. Remote sensing technology for mapping and monitoring land-cover and land-use change. *Progress in Planning*, 2004, 61(4): 301-325.
- [53] Wardlow B D, Egbert S L. Large-area crop mapping using time-series MODIS 250 m NDVI data: An assessment for the US Central Great Plains. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(3): 1096-1116.
- [54] Li Q, Cao X, Jia K, et al. Crop type identification by integration of high-spatial resolution multispectral data with features extracted from coarse-resolution time-series vegetation index data. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, 35(16): 6076-6088.
- [55] Xiao X, Boles S, Frolking S, et al. Mapping paddy rice agriculture in South and Southeast Asia using multi-temporal MODIS images. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 100(1): 95-113.
- [56] Jia K, Li Q, Tian Y, et al. Crop classification using multi-configuration SAR data in the North China Plain. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, 33(1): 170-183.
- [57] Yu Q, Gong P, Clinton N, et al. Object-based detailed vegetation classification with airborne high spatial resolution remote sensing imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2006, 72(7): 799-811.
- [58] Running S W, Loveland T R, Pierce L L, et al. A remote sensing based vegetation classification logic for global land cover analysis. *Remote Sensing of Environment*, 1995, 51(1): 39-48.
- [59] Agüera F, Aguilar F J, Aguilar M A. Using texture analysis to improve per-pixel classification of very high resolution images for mapping plastic greenhouses. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2008, 63(6): 635-646.
- [60] Peña-Barragán J M, Ngugi M K, Plant R E, et al. Object-based crop identification using multiple vegetation indices, textural features and crop phenology. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(6): 1301-1316.
- [61] Brus S, Lehner S, Fritz T, et al. Ship surveillance with TerraSAR-X. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(3): 1092-1103.
- [62] Wackerman C C, Friedman K S, Pichel W G, et al. Automatic detection of ships in RADARSAT-1 SAR imagery. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2001, 27(5): 568-577.
- [63] Eikvil L, Aurdal L, Koren H. Classification-based vehicle detection in high-resolution satellite images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2009, 64(1): 65-72.
- [64] Tong Qingxi, Zhang Bing, Zhang Lifu. Current progress of hyperspectral remote sensing in China. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(5): 689-707. [童庆禧, 张兵, 张立福. 中国高光谱遥感的前沿进展. 遥感学报, 2016, 20(5): 689-707.]
- [65] McNairn H, Champagne C, Shang J, et al. Integration of optical and Synthetic Aperture Radar (SAR) imagery for delivering operational annual crop inventories. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2009, 64(5):

- 434-449.
- [66] Martinez J M, Le Toan T. Mapping of flood dynamics and spatial distribution of vegetation in the Amazon floodplain using multitemporal SAR data. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 108(3): 209-223.
- [67] Shao Y, Fan X, Liu H, et al. Rice monitoring and production estimation using multitemporal RADARSAT. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 76(3): 310-325.
- [68] Herold M, Mayaux P, Woodcock C E, et al. Some challenges in global land cover mapping: An assessment of agreement and accuracy in existing 1 km datasets. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(5): 2538-2556.
- [69] Bontemps S, Defournay P, Van Bogaert E, et al. GLOBCOVER2009 Products Description and Validation Report. European Space Agency, Frascati, Italy, and Université catholique de Louvain, Louvain-la-Neuve, Belgium, 2010.
- [70] Bontemps S, Herold M, Kooistra L, et al. Revisiting land cover observation to address the needs of the climate modeling community. *Biogeosciences*, 2012, 9(6): 2145-2157.
- [71] Mora B, Tsensbazar N E, Herold M, et al. Global land cover mapping: Current status and future trends//Land Use and Land Cover Mapping in Europe. Springer Netherlands, 2014: 11-30.
- [72] Manakos I, Chatzopoulos-Vouzoglani K, Petrou Z I, et al. Globalland30 mapping capacity of land surface water in Thessaly, Greece. *Land*, 2014, 4(1): 1-18.
- [73] Foody G M. Harshness in image classification accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29(11): 3137-3158.
- [74] Hughes G. On the mean accuracy of statistical pattern recognizers. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1968, 14(1): 55-63.
- [75] Bellman R E. *Adaptive Control Processes: A Guided Tour*. Princeton University Press, 2015.
- [76] Tucker C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 1979, 8(2): 127-150.
- [77] Huete A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 1988, 25(3): 295-309.
- [78] Richardson A J, Weigand C L. Distinguishing Vegetation from Soil Background Information. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1977, 43(12): 1541-1552.
- [79] Zhang Miao, Li Qiangzi, Meng Jihua, et al. Review of crop residue fractional cover monitoring with remote sensing. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2011, 31(12): 3200-3205. [张森, 李强子, 蒙继华, 等. 作物残茬覆盖度遥感监测研究进展. *光谱学与光谱分析*, 2011, 31(12): 3200-3205.]
- [80] Kim M S, Daughtry C S T, Chappelle E W, et al. The use of high spectral resolution bands for estimating absorbed photosynthetically active radiation (APAR)//Proceedings of 6th International Symposium on Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing, France, 1994: 299-306.
- [81] Kogan F N. Remote sensing of weather impacts on vegetation in non-homogeneous areas. *International Journal of Remote Sensing*, 1990, 11(8): 1405-1419.
- [82] Yan N, Wu B, Boken V K, et al. A drought monitoring operational system for China using satellite data: Design and evaluation. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 2016, 7(1): 264-277.
- [83] Chen Xiuzhi, Su Yongxian, Li Yong, et al. Monitoring drought dynamics of China using passive microwave remote sensing technology. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2013, 29(16): 151-158. [陈修治, 苏泳娴, 李勇, 等. 基于被动微波遥感的中国干旱动态监测. *农业工程学报*, 2013, 29(16): 151-158.]
- [84] Zhang A, Jia G. Monitoring meteorological drought in semiarid regions using multi-sensor microwave remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 134: 12-23.
- [85] Zhang L, Liu B, Zhang B, et al. An evaluation of the effect of the spectral response function of satellite sensors on the precision of the universal pattern decomposition method. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, 31(8): 2083-2090.
- [86] Huang W, Guan Q, Luo J, et al. New optimized spectral indices for identifying and monitoring winter wheat diseases. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(6): 2516-2524.
- [87] Li F, Zeng Y, Luo J, et al. Modeling grassland aboveground biomass using a pure vegetation index. *Ecological Indicators*, 2016, 62: 279-288.
- [88] Zeng Hongwei, Wu Bingfang, Zou Wentao, et al. Performance comparison of crop condition assessments in irrigated and rain-fed areas: A case study in Nebraska. *Journal of Remote Sensing*, 2015, 19(4): 560-567. [曾红伟, 吴炳方, 邹文涛, 等. 灌溉区与雨养区作物长势差异比较分析: 以美国内布拉斯加为例. *遥感学报*, 2015, 19(4): 560-567.]

- [89] Sannier C A D, Taylor J C, Du Plessis W, et al. Real-time vegetation monitoring with NOAA-AVHRR in Southern Africa for wildlife management and food security assessment. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(4): 621-639.
- [90] Fratter I, Léger J M, Bertrand F, et al. Swarm absolute scalar magnetometers first in-orbit results. *Acta Astronautica*, 2016, 121: 76-87.
- [91] Van der Meer F D, Van der Werff H M A, van Ruitenbeek F J A, et al. Multi-and hyperspectral geologic remote sensing: A review. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012, 14(1): 112-128.
- [92] Rojas O, Vrieling A, Rembold F. Assessing drought probability for agricultural areas in Africa with coarse resolution remote sensing imagery. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(2): 343-352.
- [93] European Organization for the Exploitation of Meteorological Satellites (EUMETSAT), 2009, Best practices for RGB compositing of multi- spectral imagery. User Service Division, EUMETSAT, Darmstadt, Germany. http://oiswww.eumetsat.int/~idds/html/doc/best_practices.pdf.
- [94] Fensholt R, Rasmussen K, Nielsen T T, et al. Evaluation of earth observation based long term vegetation trends: Intercomparing NDVI time series trend analysis consistency of Sahel from AVHRR GIMMS, Terra MODIS and SPOT VGT data. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(9): 1886-1898.
- [95] Fensholt R, Proud S R. Evaluation of earth observation based global long term vegetation trends: Comparing GIMMS and MODIS global NDVI time series. *Remote sensing of Environment*, 2012, 119: 131-147.
- [96] Fang H L, Liang S L. Retrieving leaf area index with a neural network method: Simulation and validation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(9): 2052-2062.
- [97] Zheng G, Moskal L M. Retrieving leaf area index (LAI) using remote sensing: Theories, methods and sensors. *Sensors*, 2009, 9(4): 2719-2745.
- [98] Breunig F M, Galvão L S, Formaggio A R, et al. Directional effects on NDVI and LAI retrievals from MODIS: A case study in Brazil with soybean. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2011, 13(1): 34-42.
- [99] Cristiano P M, Posse G, Di Bella C M, et al. Uncertainties in FPAR estimation of grass canopies under different stress situations and differences in architecture. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, 31(15): 4095-4109.
- [100] Lu D. The potential and challenge of remote sensing-based biomass estimation. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27(7): 1297-1328.
- [101] Zhao Tiange, Yu Ruihong, Zhang Zhilei, et al. Estimation of wetland vegetation aboveground biomass based on remote sensing data: A review. *Chinese Journal of Ecology*, 2016, 35(7): 1936-1946. [赵天舸, 于瑞宏, 张志磊, 等. 湿地植被地上生物量遥感估算方法研究进展. *生态学杂志*, 2016, 35(7): 1936-1946.]
- [102] Zolkos S G, Goetz S J, Dubayah R. A meta-analysis of terrestrial aboveground biomass estimation using lidar remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 128: 289-298.
- [103] Chave J, Réjou-Méchain M, Búrquez A, et al. Improved allometric models to estimate the aboveground biomass of tropical trees. *Global Change Biology*, 2014, 20(10): 3177-3190.
- [104] Le Toan T, Quegan S, Davidson M W J, et al. The BIOMASS mission: Mapping global forest biomass to better understand the terrestrial carbon cycle. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(11): 2850-2860.
- [105] Li Zengyuan, Liu Qingwang, Pang Yong. Review on forest parameters inversion using LiDAR. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(5): 1138-1150. [李增元, 刘清旺, 庞勇. 激光雷达森林参数反演研究进展. *遥感学报*, 2016, 20(5): 1138-1150.]
- [106] Pang Yong, Zhao Feng, Li Zengyuan, et al. Forest height inversion using airborne Lidar technology. *Journal of Remote Sensing*, 2008, 12(1): 152-158. [庞勇, 赵峰, 李增元, 等. 机载激光雷达平均树高提取研究. *遥感学报*, 2008, 12(1): 152-158.]
- [107] Moussavi M S, Abdalati W, Scambos T, et al. Applicability of an automatic surface detection approach to micro-pulse photon-counting Lidar altimetry data: Implications for canopy height retrieval from future ICESat-2 data. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, 35(13): 5263-5279.
- [108] Gitelson A A, Viña A, Ciganda V, et al. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops. *Geophysical Research Letters*, 2005, 32(8): L08403.
- [109] Filella I, Penuelas J. The red edge position and shape as indicators of plant chlorophyll content, biomass and hydric status. *International Journal of Remote Sensing*, 1994, 15(7): 1459-1470.
- [110] Ceccato P, Gobron N, Flasse S, et al. Designing a spectral index to estimate vegetation water content from remote sensing data: Part I: Theoretical approach. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 82(2): 188-197.

- [111] Liu L, Wang J, Huang W, et al. Estimating winter wheat plant water content using red edge parameters. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(17): 3331-3342.
- [112] Jackson T J, Chen D, Cosh M, et al. Vegetation water content mapping using Landsat data derived normalized difference water index for corn and soybeans. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 92(4): 475-482.
- [113] Chen Shulin, Liu Yuanbo, Wen Zuomin. Satellite retrieval of soil moisture: An overview. *Advances in Earth Science*, 2012, 27(11): 1192-1203. [陈书林, 刘元波, 温作民. 卫星遥感反演土壤水分研究综述. *地球科学进展*, 2012, 27(11): 1192-1203.]
- [114] Martin M E, Aber J D. High spectral resolution remote sensing of forest canopy lignin, nitrogen, and ecosystem processes. *Ecological applications*, 1997, 7(2): 431-443.
- [115] Hansen P M, Schjoerring J K. Reflectance measurement of canopy biomass and nitrogen status in wheat crops using normalized difference vegetation indices and partial least squares regression. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 86(4): 542-553.
- [116] Shi J, Wang J, Hsu A Y, et al. Estimation of bare surface soil moisture and surface roughness parameter using L-band SAR image data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, 35(5): 1254-1266.
- [117] Schmugge T, O'Neill P E, Wang J R. Passive microwave soil moisture research. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1986(1): 12-22.
- [118] Becker-Reshef I, Vermote E, Lindeman M, et al. A generalized regression-based model for forecasting winter wheat yields in Kansas and Ukraine using MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(6): 1312-1323.
- [119] Wang K, Wang P, Li Z, et al. A simple method to estimate actual evapotranspiration from a combination of net radiation, vegetation index, and temperature. *Journal of Geophysical Research (Atmospheres)*, 2007, 112(D11): 15107.
- [120] Zhang Guoqing, Xie Hongjie, Yao Tandong, et al. Water balance estimates of ten greatest lakes in China using ICESat and Landsat data. *China Science Bulletin*, 2013, 58(26): 2664-2678. [张国庆, Xie Hongjie, 姚檀栋, 等. 基于 ICESat 和 Landsat 的中国十大湖泊水量平衡估算. *科学通报*, 2013, 58(26): 2664-2678.]
- [121] Purevdorj T S, Tateishi R, Ishiyama T, et al. Relationships between percent vegetation cover and vegetation indices. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(18): 3519-3535.
- [122] Galvão L S, Roberts D A, Formaggio A R, et al. View angle effects on the discrimination of soybean varieties and on the relationships between vegetation indices and yield using off-NADIR hyperion data. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(4): 846-856.
- [123] Hatfield J L, Prueger J H. Value of using different vegetative indices to quantify agricultural crop characteristics at different growth stages under varying management practices. *Remote Sensing*, 2010, 2(2): 562-578.
- [124] Jin Yaqiu. Data analysis of the spaceborne SSM/I over crop areas of the northern China. *Journal of Remote Sensing*, 1998, 2(1): 19-25. [金亚秋. 星载微波 SSM/I 遥感在中国东北华北农田的辐射特征分析. *遥感学报*, 1998, 2(1): 19-25.]
- [125] Matzler C. Seasonal evolution of microwave radiation from an oat field. *Remote Sensing of Environment*, 1990, 31(3): 161-173.
- [126] Zhao Yingshi. *Principles and Methods of Remote Sensing Application Analysis*. Beijing: Science Press, 2003. [赵英时, 等. *遥感应用分析原理与方法*. 北京: 科学出版社, 2003.]
- [127] Baret F, Guyot G. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. *Remote Sensing of Environment*, 1991, 35(2/3): 161-173.
- [128] Combal B, Baret F, Weiss M, et al. Retrieval of canopy biophysical variables from bidirectional reflectance using prior information to solve the ill-posed inverse problem. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 84: 1-15.
- [129] Li Xiaowen, Wang Jindi, Hu Baoxin, et al. The role of prior knowledge in remote sensing inversion. *Science in China (Series D)*, 1998, 28(1): 67-72. [李小文, 王锦地, 胡宝新, 等. 先验知识在遥感反演中的作用. *中国科学(D辑)*, 1998, 28(1): 67-72.]
- [130] Li X, Strahler A H. Geometric-optical modeling of a conifer forest canopy. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1985(5): 705-721.
- [131] Li X, Strahler A H. Geometric-optical bidirectional reflectance modeling of the discrete crown vegetation canopy: Effect of crown shape and mutual shadowing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1992, 30(2): 276-292.
- [132] Zhao Xiang, Liu Suhong, Tang Yimin, et al. Study on multi-stage robust estimation of BRDF model parameters. *Journal of Remote Sensing*, 2006, 10(6): 901-909. [赵祥, 刘素红, 唐义闵, 等. BRDF 模型参数分阶段鲁棒性反演方法. *遥感学报*, 2006, 10(6): 901-909.]

- [133] Qu Yonghua, Wang Jindi, Liu Suhong, et al. Study on hybrid inversion scheme under Bayesian Network. *Journal of Remote Sensing*, 2006, 10(1): 6-14. [屈永华, 王锦地, 刘素红, 等. 贝叶斯网络支持的地表参数混合反演模式研究. *遥感学报*, 2006, 10(1): 6-14.]
- [134] Fernandes R, Miller J R, Hu B, et al. A multi-scale approach to mapping effective leaf area index in boreal *Picea mariana* stands using high spatial resolution CASI imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(18): 3547-3568.
- [135] Trombetti M, Riaño D, Rubio M A, et al. Multi-temporal vegetation canopy water content retrieval and interpretation using artificial neural networks for the continental USA. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(1): 203-215.
- [136] Verrelst J, Romijn E, Kooistra L. Mapping vegetation density in a heterogeneous river floodplain ecosystem using pointable CHRIS/PROBA data. *Remote Sensing*, 2012, 4(9): 2866-2889.
- [137] Goel N S, Thompson R L. Inversion of vegetation canopy reflectance models for estimating agronomic variables. V. Estimation of leaf area index and average leaf angle using measured canopy reflectances. *Remote Sensing of Environment*, 1984, 16(1): 69-85.
- [138] Baret F, Hagolle O, Geiger B, et al. LAI, fAPAR and fCover CYCLOPES global products derived from VEGETATION: Part 1: Principles of the algorithm. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 110(3): 275-286.
- [139] Kerr Y H, Waldteufel P, Richaume P, et al. The SMOS soil moisture retrieval algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(5): 1384-1403.
- [140] Vohland M, Mader S, Dorigo W. Applying different inversion techniques to retrieve stand variables of summer barley with Prospect+Sail. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2010, 12(2): 71-80.
- [141] Darvishzadeh R, Matkan A A, Ahangar A D. Inversion of a radiative transfer model for estimation of rice canopy chlorophyll content using a Lookup-Table approach. *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of*, 2012, 5(4): 1222-1230.
- [142] Atzberger C. Object-based retrieval of biophysical canopy variables using artificial neural nets and radiative transfer models. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 93(1/2): 53-67.
- [143] Fang H, Liang S, Kuusk A. Retrieving leaf area index using a genetic algorithm with a canopy radiative transfer model. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 85(3): 257-270.
- [144] Weiss M, Baret F, Garrigues S, et al. LAI and Fapar Cyclopes Global Products derived from vegetation (Part 2): Validation and comparison with MODIS Collection 4 Products. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 110(3): 317-331.
- [145] Gao B C, Kaufman Y J. Water vapor retrievals using Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) near-infrared channels. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2003, 108(D13).
- [146] Domenech C, Wehr T. Use of artificial neural networks to retrieve TOA SW radiative fluxes for the EarthCARE mission. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(6): 1839-1849.
- [147] Barker H W, Jerg M P, Wehr T, et al. A 3D cloud-construction algorithm for the EarthCARE satellite mission. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2011, 137(657): 1042-1058.
- [148] Illingworth A J, Barker H W, Beljaars A, et al. The EarthCARE satellite: The next step forward in global measurements of clouds, aerosols, precipitation, and radiation. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2015, 96(8): 1311-1332.
- [149] Font J, Lagerloef G S E, Le Vine D M, et al. The determination of surface salinity with the European SMOS space mission. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(10): 2196-2205.
- [150] Drinkwater M R, Francis R, Ratier G, et al. The European Space Agency's earth explorer mission CryoSat: Measuring variability in the cryosphere. *Annals of Glaciology*, 2004, 39(1): 313-320.
- [151] Fensholt R, Sandholt I, Rasmussen M S. Evaluation of MODIS LAI, fAPAR and the relation between fAPAR and NDVI in a semi-arid environment using in situ measurements. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 91(3): 490-507.
- [152] Yin X, Boutin J, Dinnat E, et al. Roughness and foam signature on SMOS-MIRAS brightness temperatures: A semi-theoretical approach. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 180: 221-233.
- [153] Liu Shufu, Xiong Jun, Wu Bingfang. ETWatch: A method of multi-resolution ET data fusion. *Journal of Remote Sensing*, 2011, 15(2): 255-269. [柳树福, 熊隽, 吴炳方. ETWatch 中不同尺度蒸散融合方法. *遥感学报*, 2011, 15(2): 255-269.]
- [154] Bisht G, Venturini V, Islam S, et al. Estimation of the net radiation using MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) data for clear sky days. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 97(1): 52-67.
- [155] Zhu W, Wu B, Yan N, et al. A method to estimate diurnal surface soil heat flux from MODIS data for a sparse

- vegetation and bare soil. *Journal of Hydrology*, 2014, 511: 139-150.
- [156] Li Xiaowen, Wang Yeiting. Prospects on future development of quantitative remote sensing. *Acta Geographica Sinica*, 2013, 68(9): 1163-1169. [李小文, 王祎婷. 定量遥感尺度效应刍议. *地理学报*, 2013, 68(9): 1163-1169.]
- [157] Ming Dongping, Wang Qun, Yang Jianyu. Spatial scale of remote sensing image and selection of optimal spatial resolution. *Journal of Remote Sensing*, 2008, 12(4): 529-537. [明冬萍, 王群, 杨建宇. 遥感影像空间尺度特性与最佳空间分辨率选择. *遥感学报*, 2008, 12(4): 529-537.]
- [158] Fang H, Wei S, Liang S. Validation of MODIS and CYCLOPES LAI products using global field measurement data. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 119: 43-54.
- [159] Xiao Z, Liang S, Wang J, et al. Use of general regression neural networks for generating the GLASS leaf area index product from time-series MODIS surface reflectance. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(1): 209-223.
- [160] Xiao Z, Liang S, Wang J, et al. Long-time-series global land surface satellite leaf area index product derived from MODIS and AVHRR surface reflectance. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(9): 5301-5318.
- [161] Pisek J, Chen J M. Comparison and validation of MODIS and VEGETATION global LAI products over four BigFoot sites in North America. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 109(1): 81-94.
- [162] Guo Ruifang, Liu Yuanbo. Multi-satellite retrieval of high resolution precipitation: An overview. *Advances in Earth Science*, 2015, 30(8): 891-903. [郭瑞芳, 刘元波. 多传感器联合反演高分辨率降水方法综述. *地球科学进展*, 2015, 30(8): 891-903.]
- [163] Wu Bingfang, Xiong Jun, Yan Nana. ETWatch: Models and methods. *Journal of Remote Sensing*, 2011, 15(2): 224-239. [吴炳方, 熊隽, 闫娜娜. ETWatch的模型与方法. *遥感学报*, 2011, 15(2): 224-239.]
- [164] Wu B, Liu S, Zhu W, et al. An improved approach for estimating daily net radiation over the Heihe River Basin. *Sensors*, 2017, 17(1). doi: 10.3390/s17010086.
- [165] Feng X, Wu B, Yan N. A method for deriving the boundary layer mixing height from MODIS atmospheric profile data. *Atmosphere*, 2015, 6(9): 1346-1361.
- [166] Wu B, Xing Q, Yan N, et al. A linear relationship between temporal multiband MODIS BRDF and aerodynamic roughness in HIWATER Wind Gradient data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(3): 507-511.
- [167] Zhuang Q, Wu B, Yan N, et al. A method for sensible heat flux model parameterization based on radiometric surface temperature and environmental factors without involving the parameter KB-1. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2016, 47: 50-59.
- [168] Land Cover Atlas of the People's Republic of China 1:1 000 000 Steering Committee Land Cover Atlas of the People's Republic of China 1:1 000 000. Beijing: SinoMaps Press, 2017. [《中华人民共和国土地覆被地图集》编辑委员会. 中华人民共和国土地覆被地图集(1:1 000 000). 北京: 中国地图出版社, 2017.]
- [169] Hansen M C, Potapov P V, Moore R, et al. High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *Science*, 2013, 342(6160): 850-853.
- [170] Wang Hao, Lu Shanlong, Wu Bingfang, et al. Advances in remote sensing of impervious surfaces extraction and its applications. *Advances in Earth Science*, 2012, 28(3): 327-336. [王浩, 卢善龙, 吴炳方, 等. 不透水面遥感提取及应用研究进展. *地球科学进展*, 2012, 28(3): 327-336.]
- [171] Xu Hanqiu, Wang Meiya. Remote sensing-based retrieval of ground impervious surfaces. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(5): 1270-1289. [徐涵秋, 王美雅. 地表不透水面信息遥感的主要方法分析. *遥感学报*, 2016, 20(5): 1270-1289.]
- [172] Zhang Miao, Wu Bingfang, Yu Mingzhao, et al. Concepts and implementation of monthly monitoring of uncropped arable land: A case study in Nebraska. *Journal of Remote Sensing*, 2015, 19(4): 550-559. [张淼, 吴炳方, 于名召, 等. 未种植耕地动态变化遥感识别: 以阿根廷为例. *遥感学报*, 2015, 19(4): 550-559.]
- [173] Wu Bingfang, Zhang Miao, Zeng Hongwei, et al. Agricultural monitoring and early warning in the era of big data. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(5): 1027-1037. [吴炳方, 张淼, 曾红伟, 等. 大数据时代的农情监测与预警. *遥感学报*, 2016, 20(5): 1027-1037.]
- [174] He Guojin, Wang Lizhe, Ma Ya, et al. Processing of earth observation big data: Challenges and countermeasures. *Chinese Science Bulletin*, 2015, 60(5/6): 470-478. [何国金, 王力哲, 马艳, 等. 对地观测大数据处理: 挑战与思考. *科学通报*, 2015, 60(5/6): 470-478.]
- [175] Bengio Y. Learning deep architectures for AI. *Foundations and Trends in Machine Learning*, 2009, 2(1): 1-127.
- [176] Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Networks*, 2015, 61: 85-117.

- [177] Russakovsky O, Deng J, Su H, et al. Imagenet large scale visual recognition challenge. *International Journal of Computer Vision*, 2015, 115(3): 211-252.
- [178] Russakovsky O, Deng J, Huang Z, et al. Detecting avocados to zucchinis: What have we done, and where are we going?//*Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2013: 2064-2071.
- [179] Deng J, Russakovsky O, Krause J, et al. Scalable multi-label annotation//*Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. ACM, 2014: 3099-3102.
- [180] Google Earth Engine Team. Google Earth Engine: A planetary-scale geospatial analysis platform. <https://earthengine.google.com>, 2015.
- [181] Dong J, Xiao X, Zhang G, et al. Northward expansion of paddy rice in northeastern Asia during 2000- 2014. *Geophysical Research Letters*, 2016, 43(8): 3754-3761.
- [182] Li Deren, Zhang Liangpei, Xia Guisong. Automatic analysis and mining of remote sensing big data. *Acta Geodaetica et Cartographia Sinica*, 2014, 43(12): 1211-1216. [李德仁, 张良培, 夏桂松. 遥感大数据自动分析与数据挖掘. *测绘学报*, 2014, 43(12): 1211-1216.]
- [183] Wu Bingfang, Gao Feng, He Guojin, et al. Big data on global changes: Data sharing platform and recognition. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(6): 1479-1484. [吴炳方, 高峰, 何国金, 等. 全球变化大数据的科学认知与云共享平台. *遥感学报*, 2016, 20(6): 1479-1484.]
- [184] Xu Hui, Chen Hengjun. Brief introduction and some considerations towards international geoinformation standardization. *Standardization of Surveying and Mapping*, 2014, 30(3): 1-4. [许晖, 陈衡军. 国际地理信息标准化概述及思考. *测绘标准化*, 2014, 30(3): 1-4.]

Remote sensing: Observations to data products

WU Bingfang, ZHANG Miao

(Key Laboratory of Digital Earth Science and State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

Abstract: This article takes remote sensing as one of measurements. The paper overviews the general methodology from remote sensing observations to data products, and categorizes the existing methods into two types: target recognition and parameter retrieval together with their features, advantages and shortcomings. Even after 50 years of continuous research, we are still lack of consistent and scientific methodology to produce data products from remote sensing observations. In the future, in order to build up scientific and structured remote sensing methods for data products, the priority should be given to further development of multi-angle, multi-temporal, multi-spectral, and multi-source as well as both active and passive remote sensing observations, so as to develop new remote sensing indices, which have obvious ecological, geographic, agronomic meanings, to promote the normalization and standardization of remote sensing methods, and to generate synthetic products based on all available remote sensing observations instead of single remote sensing observations. Big data and cloud computing will provide support for the process from remote sensing observations to data products.

Keywords: remote sensing observations; remote sensing data products; target recognition; parameter retrieval; empirical/semi-empirical algorithm; physical model