

基于 NDVI 分区的全国草地生态系统 覆盖区土壤水分遥感反演

杨娜¹, 郭兴国²

(1.济南市勘察测绘研究院, 济南 250100; 2.三峡大学 水利与环境学院, 湖北 宜昌 443002)

摘要:为了建立土壤水分遥感反演模型,反演 2016 年全国草地生态系统土壤水分并分析其时空变化特征,通过结合表观热惯量(ATI)和温度植被干旱指数(TVDI)的混合模型反演 2016 年全国草地生态系统的土壤水分,并在实测数据与反演结果精度验证的基础上确定归一化植被指数(NDVI)阈值。结果表明:(1) $NDVI \leq 0.2$ 的像元区域,采用 ATI 模型反演精度较高; $NDVI \geq 0.78$ 的像元上,基于增强型植被指数(EVI)的 TVDI 反演精度较高; $0.2 < NDVI < 0.78$ 的区域,基于 NDVI 的 TVDI 反演效果较好。(2) 全国草地 10 cm 土壤水分存在明显时空差异。空间分布上由西北向东南增加,最低值(0~10%)出现在青海、西藏、新疆和内蒙古,最高值分布在南方各省。时间分布上,全年草地 10 cm 土壤水分集中在 0~40%。春冬季节,土壤水分较少(0~60%),夏季最高,大部分像元集中在 30%~80%,秋季次之,集中在 0~70%。建立的混合模型反演的土壤水分精度相对较高,以期为不同植被覆盖情况的土壤水分遥感反演模型选择提供参考,对于准确监控大面积范围土壤水分将有重要的实用价值,也是目前研究中迫切需要解决的问题所在。

关键词:土壤水分; ATI; TVDI; 全国草地生态系统

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2022)03-0147-09

Research for Remote Sensing Retrieval of Soil Moisture in Grassland Ecosystem in China Based on NDVI Partition

YANG Na¹, GUO Xingguo²

(1. Jinan Geotechnical Investigation and Surveying Institute, Jinan 250100, China;

2. College of Hydraulic and Environment Engineering, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China)

Abstract: The soil moisture of grassland ecosystem in China in 2016 was retrieved by using hybrid model with the combination of the apparent thermal inertia (ATI) and temperature vegetation drought index (TVDI), and the NDVI threshold was determined based on the accuracy verification of the measured data and inversion results. The remote sensing inversion model of soil moisture was established to retrieve the soil moisture of grassland ecosystem in China in 2016 and analyze its spatial-temporal variation characteristics. The results show that: (1) for $NDVI \leq 0.2$ pixels, the inversion accuracy of ATI is higher; for $NDVI \geq 0.78$ pixels, the inversion accuracy of EVI based TVDI is higher; $0.2 < NDVI < 0.78$ pixels, the inversion effect of NDVI based TVDI is better; (2) the soil moisture in 10 cm layer of grassland in China was significantly different on temporal and spatial scale; the lowest value (0~10%) appeared in Qinghai, Tibet, Xinjiang and Inner Mongolia, and the highest value distributed in southern provinces; in terms of temporal distribution, the soil moisture in 10 cm layer of grassland concentrated in 0~40%; in spring and winter, the soil moisture content is less (0~60%), the highest was observed in summer, most of the pixels concentrated in 30%~80%, followed by autumn, the pixels concentrated in 0~70%. The precision of soil moisture retrieved by the established hybrid model is relatively high in this paper, we provide reference for the selection of soil moisture remote sensing retrieval model under different vegetation cover, will have important practical value for accurately monitoring soil moisture in a large area. The precision of soil moisture retrieval is an urgent problem to be solved in the current research.

收稿日期: 2021-01-18

修回日期: 2021-02-21

资助项目: 国家自然科学基金“基于多相流及多场耦合的降雨诱发滑坡机理研究”(51279090)

第一作者: 杨娜(1982—), 女, 山东济南人, 学士, 工程师, 主要研究方向: 地理信息技术、自然资源应用管理、遥感影像处理及应用等。E-mail: yangna0531@163.com

通信作者: 郭兴国(1988—), 男, 山西临汾人, 在读硕士, 工程师, 研究方向为水土保持、水资源。E-mail: 2700871784@qq.com

Keywords:soil moisture; apparent thermal inertia(ATI); temperature vegetation dryness index(TVDI); grassland ecosystem in China

草地生态系统作为陆地生态系统中的敏感成员,在发展畜牧业、维持生物多样性、维持生态系统平衡等方面发挥着重要作用,但其发育与演替受气候、人类活动等影响较为严重^[1-2]。据气象报告显示过去几十年间气候经历了明显变化,这势必会对我国(尤其在干旱半干旱地区)草地生长产生显著影响,进而影响全球的物质循环和能量流动,对生态系统的稳定性产生重要影响^[3-4]。土壤水分是表示土壤干旱程度的重要物理量,是地表和大气—水热过程的重要纽带,是监测土地退化的一个重要指标^[5-8],其含量虽仅占全球水循环分量的 0.005%左右,却影响着地—气界面间的物质循环和能量交换^[9],特别对于干旱事件和高温热浪的形成和发展及其严重程度有重大驱动作用^[10]。传统的土壤水分测量方法(如烘干称重法)是利用探针或重量测量法测定不同深度的土壤水分^[11-13],虽可得到较为精确的土壤水分数据,但数据代表性差、获取过程劳民伤财,获得的基于站点的数据已不能准确刻画大尺度范围内土壤水分的时空变化^[13-16]。20 世纪 70 年代中期,遥感技术因具有时效快、范围广、长期动态监测及高时空分辨率等优点,被广泛应用在土壤水分的反演工作中^[17-21]。利用遥感监测土壤水分的方法有可见光—近红外法(如反射率法、植被指数法)、热红外法(如表观热惯量法)、微波法(被动微波遥感法和主动微波遥感法)和多源遥感法等^[21-30]。其中,可见光—近红外法虽具有高空间和时间分辨率、大范围长时间动态监测的优势,但因其穿透能力较弱,且易受到天气、植被覆盖类型等的影响,使反演精度较低^[5]。热红外法仅适用于裸土和植被覆盖度低的区域,在植被覆盖度高的区域因植被覆盖了土壤的信息,严重影响土壤水分反演精度^[10,31-32]。土壤水分遥感反演方法很多,但对不同下垫面(可谓裸土、部分植被覆盖和全植被覆盖区域)需使用不同的反演模型^[33]。虽目前已有很多学者对土壤水分遥感反演做了大量工作,但因研究数据、研究区、植被类型和起始年份不同而存在差异^[30-33]。而土壤水分研究作为草地生态系统动态监测的一项长期性、经常性的工作,被列为生态保护与修复工程的重要任务之一,引入土壤水分探究在生态保护与修复工程措施下草地覆盖动态及其对气候变化的响应情况,对掌握和评价生态保护与修复等工程的所取得的效果有重大意义。

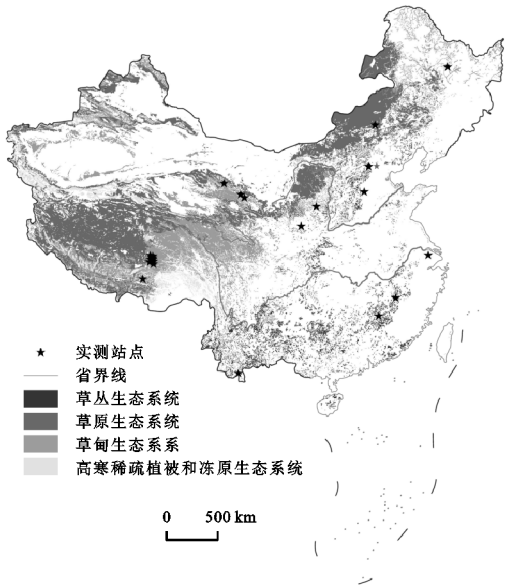
鉴于此,本文以全国草地生态系统为研究区,鉴于表观热惯量和温度植被干旱指数模型优缺点,基于

2012 年、2016 年已有的实测数据与反演结果在精度验证的基础上确定 NDVI 阈值,建立土壤水分遥感反演模型。并使用该模型反演 2016 年全国草地生态系统 0—10 cm 土壤水分,分析土壤水分时空分布格局,以期为我国生态环境改善、畜牧业管理措施及未来生态环境建设提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

草地类型数据源于中国生态系统评估与生态安全数据库(<http://www.ecosystem.csdb.cn/ecosys/>)提供的草地生态系统数据。由中国科学院生态环境研究中心依据《中国生态系统》的分类方法,采用 6 级分类单位将草地生态系统分为了草原生态系统(分布于我国温带地区,如东北,华北地区,青藏高原,黄土高原等)、草丛生态系统(主要分布在在热带和亚热带,向北可以分布到华北地区。)、草甸生态系统(普遍分布于我国北方各省区及青藏高原)、高寒生态系统(广泛分布在青藏高原以及外缘山地,北起祁连山,南至横断山、天山北坡、玛纳斯河上游的大中坂)四大类。中国草地生态系统总面积达 3.9 亿 hm^2 ,占世界草地总面积的 13%,占全国国土面积的 41%(图 1)。



注:该图基于国家测绘地理信息局标准地图服务网站下载的审图号为 GS(2020) 4624 号的标准地图制作,底图无修改。

图 1 中国草地类型及土壤水分站点分布

1.2 数据来源

DEM 数据:DEM 数据源于地理空间数据云(<http://www.gscloud.cn/sources/accessdata/310?pid=302>)的 SRTM 产品数据,分辨率为 90 m。

土壤水分实测数据:2012 年土壤水分实测数据由地球大数据科学工程数据共享服务系统(<http://data.casearth.cn/>)提供,多为人工观测,观测频率为 5~15 d 一次,观测深度有 0—10,0—20,0—40,0—80,0—120 cm。2016 年土壤水分实测数据由寒区旱区科学数据中心(<http://westdc.westgis.ac.cn/data/>)提供的大沙龙站和峨堡站及国家青藏高原科学数据中心(<http://www.tped-atabase.cn/portal/MetaDataInfo.jsp?MetaDataId=249456>)提供包含寒冷半干旱的那曲站、寒冷潮湿的玛曲站、寒冷干旱的阿里站和狮泉站,每隔 15 min 观测一次距地面 5 cm,10 cm,30 cm,50 cm,80 cm 处的土壤水分。

土壤湿度产品数据:由中国气象数据网(<http://data.cma.cn/data/cdcdetail/dataCode>)提供的“CL-DASV2.0”产品。土壤相对湿度产品数据有 0—10 cm,0—20 cm,0—50 cm 观测深度数据。利用中国区域业务的质量控制后的土壤水分自动站观测资料对其评估,结果表明:CLDAS-V2.0 土壤相对湿度产品与地面实际观测相关系数 0.8 左右,均方根误差小于 0.1,偏差为 0.1。

遥感数据:遥感数据包括 MOD09GA(时间分辨率为 1 d,空间分辨率为 500 m 的地表反射率数据,提供 1~7 波段的反射率、质量评价等数据),MOD11A1 和 MYD11A1(时间分辨率为 1 d、空间分辨率为 1 km 的陆地表面温度,包含昼夜地表面温度和对应的质量控制数据),所有数据均由 Google Earth Engine 平台处理并下载。投影为 Albers 正轴等面积双标准纬线圆锥投影,并利用质量控制文件对 MOD09GA 和 MOD11A1 数据进行质量控制,最大限度减少云等其他噪声影响。使用 MOD09GA 数据提供的波段分别计算得到 NDVI 和 EVI。NDVI, EVI 计算公式见(1),(2):

$$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R) \quad (1)$$

$$EVI = 2.5(NIR - R) / (NIR + 6R - 7.5B + 1) \quad (2)$$

式中: NIR 为 MOD09GA 数据对应的近红外波段; R 为红光波段; B 为蓝光波段。

2 研究方法

2.1 遥感数据处理方法

2.1.1 地表温度的地形订正 不同海拔高度下,地表温度受气温和大气湍流的影响。当研究区有明显地形起伏时,随高程增加,气温降低,地温也降低,不经高程订正,高程高区地表温度低,会造成对该区域土壤湿度的高估。对地表温度数据(LST)使用 DEM 数据对其进行订正,订正见公式(1)^[7,16,26]。

$$Td = Ts + aH \quad (3)$$

式中: Td 为经 DEM 订正后的地表温度值; Ts 为原始的地表温度值; H 数字高程(DEM)值; a 表示地表温度随海拔高度增加而降低的程度,结合相关参考文献,本文的 a 取值为 -0.6/100℃。

2.1.2 遥感数据缺失值填充 因 NASA 提供的 MODIS LST 标准产品采用的是劈窗算法和昼夜地表温度反演算法,在晴空条件下经度可达 1 K,但热红外波段易受云和其他干扰因素影响,使获得的数据存在大量数据缺失,需对数据做填充。本文是采用上午星(Terra,从北向南于地方时 10:30 左右通过赤道)获得的 MOD11A1 数据和下午星(Aqua,从南向北于地方时 13:30 左右通过赤道)获得的 MYD11A1 数据,在质量控制文件的控制下,分别对两种数据的对应的白天数据和夜晚数据进行最大值合成,实现数据填充。

2.2 土壤水分遥感反演方法

2.2.1 温度植被干旱指数(TVDI) Price^[34]、Sandholt^[35]等研究发现植被覆盖度与土壤水分之间的变化范围较大时,NDVI 与 LST 间构成的散点图是一个三角形。并在大量研究下提出了温度植被干旱指数(TVDI)的概念,指出 TVDI 是利用 Ts-NDVI 特征空间提取的水分胁迫指标来估算陆面表层土壤水分的一种方法,Moran 等^[36]对 Ts-NDVI 特征空间的研究中发现地表最低温度与植被覆盖度和植被覆盖类型存在一定的关系。TVDI 的计算公式如下所示:

$$TVDI = \frac{Ts - Ts_{min}}{Ts_{max} - Ts_{min}} \quad (4)$$

式中: Ts 为地表温度; Ts_{max} 为最高地表温度; Ts_{min} 为最低地表温度。干湿边方程如下所示。

$$Ts_{max} = a_1 + b_1 \times NDVI \quad (5)$$

$$Ts_{min} = a_2 + b_2 \times NDVI \quad (6)$$

式中: a₁, b₁, a₂, b₂ 分别为干湿边拟合方程的系数; NDVI 为归一化植被指数。

TVDI 的数据获取与处理过程较为简单,但 NDVI 对土壤背景变化较为敏感,当植被覆盖度过低,NDVI 难以指示区域内植物生物量,植被覆盖度过高,NDVI 增加延缓而呈饱和状态,对植被检测灵敏度下降^[37],导致反演的土壤水分与实际值偏差较大。因此,本文在 NDVI 高于某个值之后,采用基于增强型植被指数(EVI)的 TVDI 反演该区域土壤水分。

2.2.2 表观热惯量模型(ATI) 土壤热惯量是土壤的一种热特性,是引起土壤表层温度变化快慢的内在因素,与土壤水分有密切关系^[37-39]。Price^[34]于 1985 年提出了表观热惯量(ATI)的概念,考虑到在一定条件下入射的太阳辐射可视为常数,公式如下:

$$ATI=1-A/\Delta T \tag{7}$$
式中:ATI 为表观热惯量;A 为全波段地表反照率; ΔT 为最大地表温差。本研究采用马里大学 Liang 的宽波段反射率算法^[38],公式为:

$$A=0.16a_1+0.291a_2+0.243a_3+0.116a_4+0.112a_5+0.08a_7-0.0015 \tag{8}$$

式中: $a_i(i=1,2,3,4,5,7)$ 为 MODIS 数据产品对应的波段地物反射率。采用 ATI 模型的方法反演土壤相对湿度简单方便,但只适合于裸土和低植被覆盖区域,没有考虑到地表蒸发的影响^[39]。

2.3 土壤水分关系模型的建立

本文采用的土壤目前最为广泛的线性模型,建立每天采样点的实测数据与对应的遥感反演的 TVDI 值或 ATI 值的关系模型,进而反演研究区每天的土壤水分值,然后以每天的土壤湿度值为基础合成 2016 年全国草地的各月内每旬的土壤水分数据^[39,40-42]。

$$W=d \cdot X+c \tag{9}$$
式中: W 为各观测深度的土壤水分值; d 为回归模型系数; c 为回归模型常数项; X 为表观热惯量值或温度干旱植被指数值。

3 结果与分析

3.1 确定 NDVI 阈值

为选取出适合本研究的 NDVI 阈值,参考前人阈值设置^[37,43-45],选取 343 组土壤水分实测数据。选

取 NDVI 小于 0.15 的采样点 22 个、0.15~0.18 的 20 个、0.18~0.2 的 40 个、0.2~0.215 的采样点 35 个、0.215~0.25 的 40 个、0.7~0.75 的 51 个、0.75~0.78 的 45 个、0.78~0.8 的 60 个、0.8~0.82 的 20 个、0.82~0.85 的 10 个。在不同的阈值设置下,使用不同模型进行反演,计算站点土壤水分含水量与不同深度实测土壤水分的相对误差。结果发现 $NDVI \leq 0.2$ 时,不同深度的土壤水分采用 ATI 反演的土壤水分与实测值之间的相对误差小于基于 NDVI 的温度干旱植被模型的相对误差,且随着土层深度的加深,相对误差呈现增加趋势,即 ATI 模型适合于地表的土壤水分反演,随着深度的加深,ATI 和 TVDI 的相对误差均呈现增加趋势,因此在 $NDVI \leq 0.2$ 时采用 ATI 模型反演精度较高; $NDVI \geq 0.78$ 时,采用基于 EVI 的 TVDI 与实测数据的相对误差较小,且在土层深度小于 40 cm 时,其相对误差并没有随着深度的加深而加大,但当深度大于 40 cm 之后,基于 EVI 的 TVDI 反演的土壤水分与实测土壤水分之间的误差迅速增加。 $NDVI \in [0.2, 0.78]$ 时,采用基于 NDVI 的 TVDI 模型反演土壤水分精度较高(图 2)。根据以上确定的阈值,对 $NDVI < 0.2$ 的 82 个点、 $0.2 < NDVI < 0.78$ 的 166 个点、 $NDVI > 0.78$ 的 90 个点的土壤水分实测数据与对应的 ATI、基于 NDVI 计算的 TVDI 和基于 EVI 的 TVDI 建立一元线性回归模型,公式见表 1。

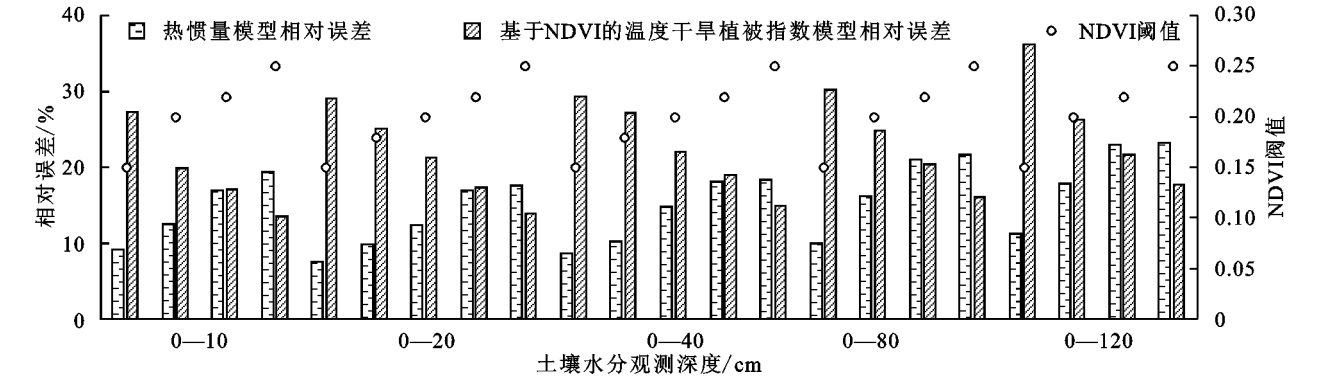


图 2 不同 NDVI 阈值时混合模型的预测结果对比

表 1 土壤水分模型

土层深度	基于 ATI 土壤水分模型	基于 NDVI 的 TVDI 土壤水分模型	基于 EVI 的 TVDI 土壤水分模型
10 cm	$W=211.3721ATI-5.5617$	$W=-43.0917TVDI+39.3931$	$W=-54.2151TVDI+51.5704$

3.2 土壤水分反演模型

通过每日的中国草地覆盖区域的 NDVI 值,借助于 GEE(Google Earth Engine)平台通过设定不同的 NDVI 阈值,分别获得 $NDVI < 0.2$ 、 $0.2 \leq NDVI \leq 0.78$ 、 $NDVI > 0.78$ 的遥感影像,并使用 $NDVI < 0.2$ 的影像对 MOD09GA 的 B1-B7 波段进行裁剪,以便于使用 ATI 模型反演得到土壤水分。然后对遥感反演得到的土壤

水分采用平均值法将日数据合成月数据,并采用最小二乘法点对点的回归拟合各月 ATI、基于 NDVI 计算的 TVDI 和基于 EVI 计算的 TVDI 和实测数据的 0—10 cm 的土壤水分,由于存在短暂的降雨等情况,土壤水分的变化可能不连续,在拟合过程中剔除极端值,计算得到不同 NDVI 值得情况下的土壤水分反演模型。可以看出,中国草地覆盖区域土壤水分于

ATI,TVDI 呈现除不同程度的相关性,并对各月回 结果表明各月拟合结果均通过了 0.01 的假设检验, 归拟合得到的土壤水分反演模型进行统计检验,检验 具备统计学意义,模型反演效果较好(表 2)。

表 2 土壤水分与 ATI、基于 NDVI 的 TVDI、基于 EVI 的 TVDI 回归拟合模型

月份	基于 ATI 土壤水分模型				基于 NDVI 的 TVDI 土壤水分模型				基于 EVI 的 TVDI 土壤水分模型			
	样本数	模型	R^2	F	样本数	模型	R^2	F	样本数	模型	R^2	F
1 月	59	$W=328.14ATI-2.98$	0.49	19.19	89	$y=-38.59TVDI+35.61$	0.47	15.23	0	—	—	—
2 月	26	$W=193.15ATI+4.62$	0.61	51.58	102	$y=-31.26TVDI+27.99$	0.66	25.11	12	$y=-47.88TVDI+54.58$	0.5	51.61
3 月	54	$W=180.54ATI+5.89$	0.71	30.01	100	$y=-32.99TVDI+28.75$	0.69	47.49	9	$y=-30.34TVDI+32.21$	0.51	51.58
4 月	66	$W=157.72ATI+16.46$	0.82	62.53	104	$y=-27.68TVDI+24.10$	0.76	55.48	19	$y=-31.36TVDI+33.35$	0.48	47.49
5 月	60	$W=132.52ATI+18.53$	0.87	71.46	101	$y=-44.37TVDI+43.79$	0.80	62.67	20	$y=-33.57TVDI+35.24$	0.42	43.87
6 月	93	$W=127.98ATI+20.36$	0.73	73.84	133	$y=-28.68TVDI+26.02$	0.75	53.36	21	$y=-39.83TVDI+38.19$	0.62	62.53
7 月	26	$W=118.55ATI+27.8$	0.77	36.41	145	$y=-36.00TVDI+37.06$	0.79	55.92	15	$y=-31.75TVDI+31.76$	0.55	55.48
8 月	54	$W=99.56ATI+34.48$	0.70	60.97	110	$y=-30.24TVDI+27.35$	0.69	58.48	19	$y=-27.53TVDI+28.11$	0.54	54.34
9 月	68	$W=145.33ATI+9.68$	0.70	20.53	120	$y=-29.39TVDI+26.33$	0.68	39.04	13	$y=-35.95TVDI+31.73$	0.49	50.54
10 月	61	$W=161.55ATI+7.43$	0.72	53.09	101	$y=-29.26TVDI+26.22$	0.70	51.61	17	$y=-40.96TVDI+45.46$	0.45	45.61
11 月	51	$W=187.61ATI+5.92$	0.71	50.66	120	$y=-29.05TVDI+27.19$	0.72	42.17	7	$y=-34.74TVDI+33.69$	0.73	73.84
12 月	21	$W=219.98ATI-1.45$	0.66	26.22	100	$y=-31.41TVDI+33.84$	0.76	26.73	0	—	—	—

3.3 土壤水分反演值、CLDASV2.0 产品与实测值散点图

从散点图(图 3)可以看出遥感反演土壤水分与不同来源地面实测土壤水分比较,本文研究结果与其具有很好的一致性,但 CLDASV2.0 土壤水分产品数据与地面实测数据之间偏差较大:(1) 地面实测的土壤水分集中在 5%~35%,遥感反演的土壤水分也集中在 5%~35%,与地面实测土壤水分的 $R^2=0.7853$ ($p<0.01$), $RMSE=3.9841$ 。但在 25%~30%间时,大部分遥感反

演值比地面观测值高,在土壤水分大于 30%时,地面观测土壤水分比遥感反演值低,但大部分站点与地面实测值误差小于 5%,这一误差仍在可接受范围之内;(2) CLDASV2.0 土壤水分产品值集中在 5%~25%,与地面实测土壤水分的 $R^2=0.5553$ ($p<0.01$), $RMSE=7.3218\%$ 。在 5%~10%间时,大部分 CLDASV2.0 土壤水分产品值低,土壤水分介于 15%~20%间时,CLDASV2.0土壤水分产品值远低于地面观测值。CLDASV2.0 土壤水分产品值与地面实测值之间的差距较大。

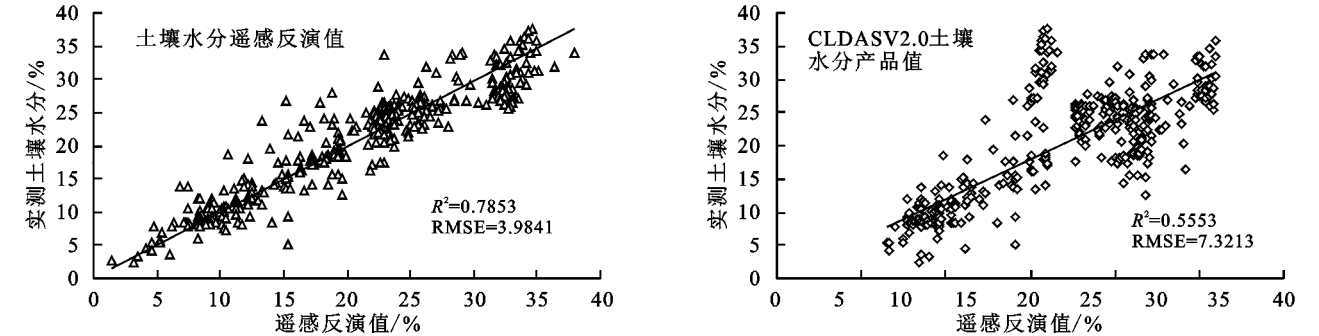


图 3 土壤水分遥感反演值、CLDASV2.0 土壤水分产品值与站点实测数据比较

3.4 遥感反演与 CLDASV2.0 产品的空间尺度分析

分析 2016 年草地遥感反演的土壤水分含水量年均值分布图(图 4A):全年草地土壤水分集中在 0%~40%。总体来看,内蒙古土壤水分高于新疆、青海、西藏和四川。土壤水分最低值分布在昆仑山脉的西藏与青海交界处、天山山脉北坡,为 0~10%,新疆与西藏交界处土壤水分分布在 30%~40%。同是昆仑山脉,但地域差异性尤其明显。中国南方地区土壤水分集中在 30%~40%,比北方草地普遍高,这与南北降水、气温差异有关,中国南部的土壤水分常年比北方土壤水分

高。与“CLDASV2.0”产品的 0—10 cm 的土壤水分(图 4B)相比,“CLDASV2.0”产品的土壤水分在北方地区集中在 10%~20%,只有西藏部分地区、新疆塔里木盆地分布在 0~10%。总体来看,遥感反演的土壤水分较“CLDASV2.0”产品数据在数值上存在较小差异,但在空间分布上保持较高的一致性。

3.5 土壤水分空间分布

通过平均法对每日土壤水分空间数据合成月土壤水分空间分布数据(图 5),发现:全国草地土壤水分存在明显的时空差异性。从全局来看,在 2016 年 1 月全国草

地土壤水分由西北向东南增加,最低值(0~10%)出现在青海、西藏及新疆和内蒙古地区,最高值集中在南方各省的大部分区域。从局部分布来看,在喜马拉雅山脉、昆仑山脉、冈底斯山脉、横断山脉、天山山脉、祁连山山脉及阴山山脉地区的土壤水分较同一省份内的其他区域的土壤水分高,高出约10%。究其原因可能是该地区海拔较高,在9月、10月份,气温较低,土壤蒸发量较少,土壤保湿度比其他地区较低,1月份仍存有往年的土壤水分和积雪,因此土壤水分较高。

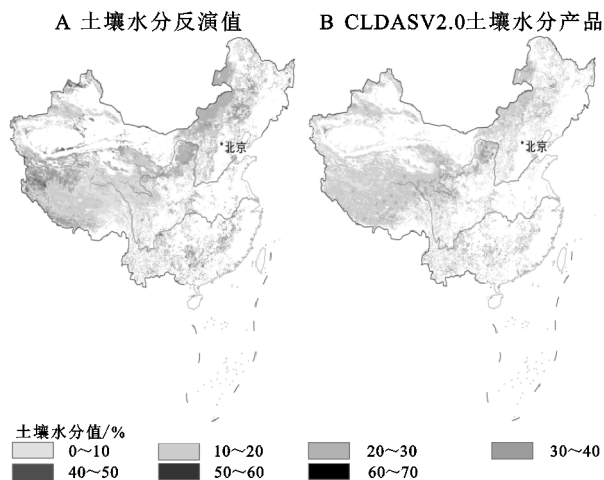


图4 全国草地0—10 cm土壤水分年均值分布

2月的土壤水分较1月平均高出约20%,空间变化与1月份较为相似,但很多地区的土壤水分缓慢增加,增加不明显;3月全国草地土壤水分迅速降低,4月变化区域基本是在3月的基础上缓慢增长。5月到6月内蒙古区域的土壤水分显著提高,从20%~30%提高到70%~90%,其他地区的土壤水分也从0~40%提高到30%~70%。据中国气象数据网提供的降水量在线产品数据显示,2016年5月降水量比3月、4月份的降水量增加很多;6月到7月的土壤水分下降了约10%;在7月到9月中国北方草地土壤水分普遍提高,据调查数据显示,2016年8月北方地区降雨量比往年偏多近7%,夏、秋季降水分别偏多了10%和6%,夏季暴雨过程频繁,其中,黑龙江、四川、甘肃、青海、宁夏等地区属于异常丰年,因此导致土壤水分在8月、9月大大提高。9月到11月,土壤水分显著降低,11月到12月土壤水分集中在0~50%,与前几月相比较低。

3.6 时间分布特征

通过比较土壤水分遥感反演值与CLDASV2.0土壤水分产品值的月平均值变化特征发现二者虽存在一定差异,但月际变化基本保持一致的变化趋势:(图6)全国草地土壤水分年内呈现由“升—降”的变化周期与产品数据、平均降水量变化趋于一致,特别在夏季,降水量对土壤水分有直接影响。7月、8月土

壤水分比其他月高,1—6月与9—12月土壤水分偏低。其中“升—降”的第一个周期为1—7月为上升趋势,1—6月变化较小,基本在20%之内,7月、8月突增到25%;第二周期为8—12月呈下降趋势,下降趋势比1—7月的上升趋势显著。从季节变化特征来看,土壤水分最大值出现在8月,最小值出在3月。按季节看,全国整体土壤水分的最高值出现在夏季(7月、8月份),其次是秋(9月、10月、11月份)和冬季(12月、1月、2月份),最低值出现在是春季(3月份)。

4 讨论与结论

4.1 讨论

针对NDVI对不同植被覆盖状况下敏感性不同的问题,本文对比分析了不同NDVI阈值设置下采用不同的土壤水分反演模型对土壤湿度状况的监测效果,得到了合理的结论,NDVI≤0.2时,采用ATI模型监测土壤水分效果更好,0.2<NDVI<0.78时,采用基于NDVI的TVDI能够适用于全国草地生态系统土壤湿度状况的监测,NDVI>0.78时,采用基于EVI的TVDI监测土壤水分精度较高。这一研究结果与前人发现的NDVI对土壤背景的变化较为敏感,当NDVI<0时,可认为地表湿度为100%,但是当植被覆盖度<20%时,NDVI对区域内的植被很难有指示意义,植被覆盖度>80%时,NDVI呈现饱和状态,NDVI值得增加出现缓慢得延迟趋势,对植被检测得灵敏度下降的研究结论基本保持一致。因此,使用单一的TVDI指数获取土壤水分干湿信息时,会由于NDVI对植被检测的灵敏度的原因而对植被覆盖较高区域效果较好,但在植被稀疏、荒漠或者裸土地区、植被覆盖度很高区域效果可能不佳。张顺谦^[46]、卢远^[47]、杨曦^[48]等提出用EVI取代NDVI,降低NDVI易于饱和对TVDI的影响,结果发现EVI-LST构建的TVDI特征空间更具有优势,但在植被覆盖度较低的裸土、荒漠地区的模拟精度提高并不是很好。戴睿等^[49]研究发现TVDI-NDVI的相关系数总体高于TVDI-EVI。杨茹等^[50]基于LANDSAT数据计算不同植被指数建立TVDI反演土壤水分,发现TVDI-NDVI的反演精度高于TVDI-EVI反演精度,因此,在直接使用EVI替代NDVI建立TVDI模型反演土壤水分的精度上仍存在争议。而ATI被很多研究证明在植被覆盖度较低的地区反演的土壤水分精度较高^[37]。

因此,本研究综合考虑了ATI和TVDI模型优势,反演2012年、2016年草地土壤水分,并以实测土壤水分和反演土壤水分的相对误差为判断指标,确定NDVI阈值,建立2016年全国草地0—10 cm土壤水

分反演模型,并基于实测数据对遥感反演土壤水分、CLDASV2.0 产品数据的精度对比并分析 2016 年全国草地生态系统覆盖区域土壤水分时空变化特征、发现:基于本文提出的模型反演的土壤水分与地面实测土壤水分的 $R^2=0.7853(p<0.01)$,RMSE=3.9841,且集中分布范围较为一致;CLDASV2.0 土壤水分产品与地面实测土壤水分的 $R^2=0.5553(p<0.01)$,RMSE=7.321 8%,远低于地面观测值。并从遥感反演土壤水分产品与“CLDASV2.0”产品数据对比发现,土壤水分值上存在较小差异,但在空间分布上保持较高的一致性,两者的时间变化趋势基本保持一致,相关系数较高。就草地类型来看,草原生态系统、草甸生态系统和 高寒稀疏植被和冻原生态系统分布区域,“CLDASV2.0”产品值明显低于遥感反演值。崔园园等^[51]通过研究 CLDAS 在东北地区的适用性发现

CLDAS 在对极值的描述上有所欠缺;刘欢欢^[52]、于月明^[53]等研究发现 CLDAS 的土壤水分监测结果具有较高的使用价值,但在不同地区的偏差不尽相同,系统性的偏干/偏湿站点分布区域明显,呈东部偏干、西部偏湿的态势;甄熙等^[54]研究发现 CLDAS 能够很好地反映土壤相对湿度的空间分布状况,但在数值上存在一定偏差;黄晓龙等通过实测站点对 CLDAS 对比发现 CLDAS 在某一些地区与实测值存在较大差异,误差来源主要与辐照度为受数据采集时间、局地环境和云影响有较大关系。这些研究结论能够解释本研究遥感反演产品与 CLDAS 在数值上存在的差异(如草原生态系统、草甸生态系统和 高寒稀疏植被和冻原生态系统分布区域,究其原因可能是该区域地形复杂,云量影响等引起),而两者在时间变化趋势和空间分布特征较为一致。

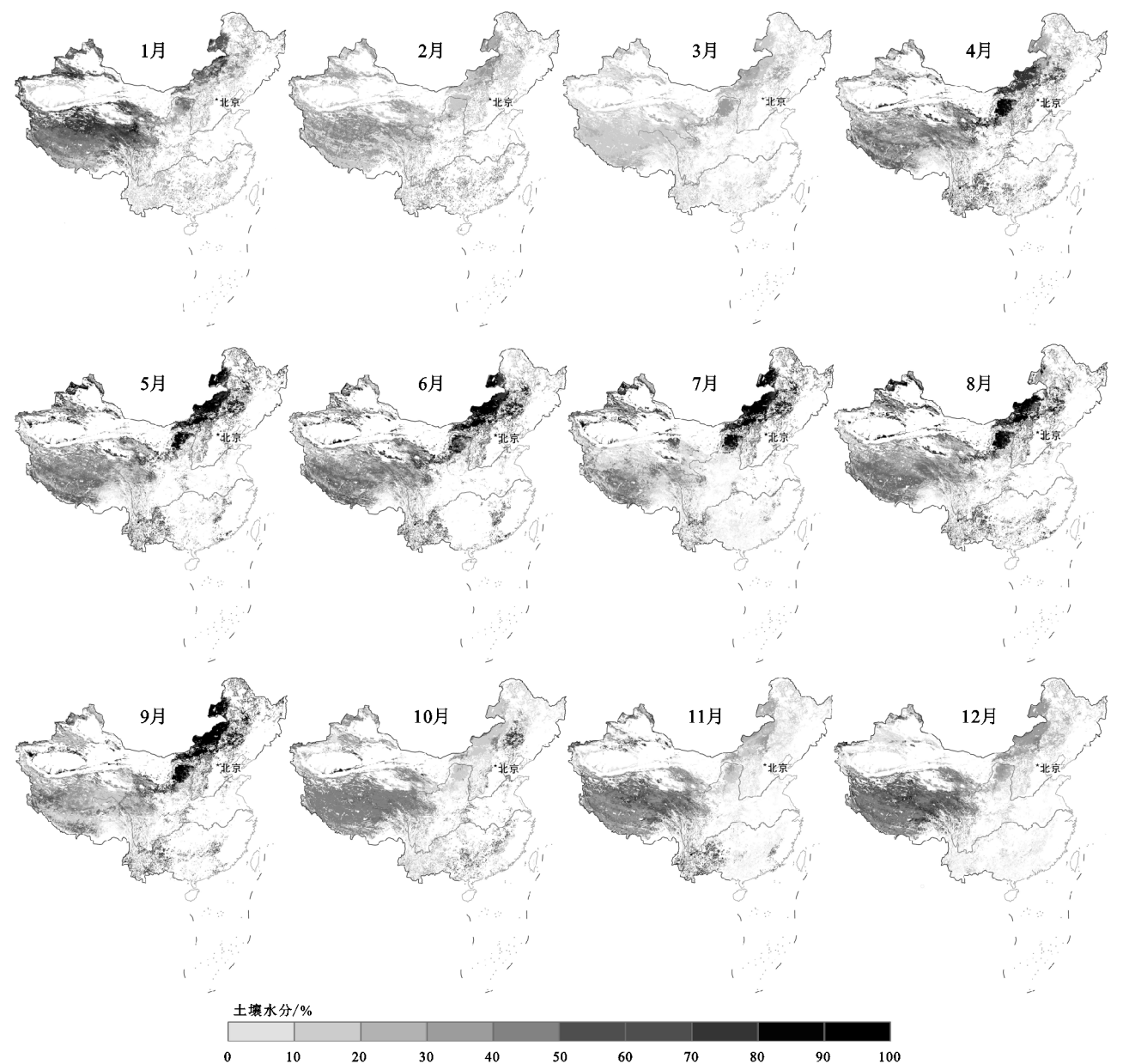


图 5 全国草地生态系统覆盖区 0—10 cm 土壤水分空间分布

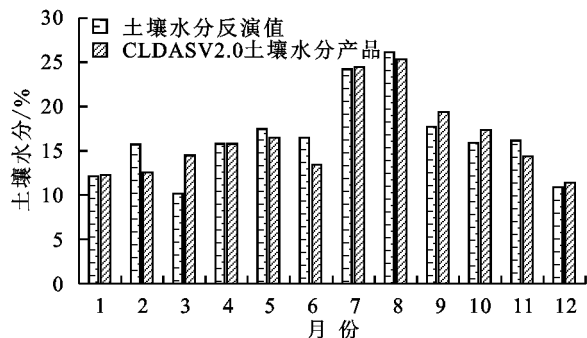


图6 全国草地土壤相对湿度月均值与各月降水量均值分布

本研究在不同植被覆盖状况下选取不同的模型反演土壤水分,虽在一定程度上提高土壤湿度状况反演的准确性,但是土壤湿度受多种因素的影响,下一步可以考虑使用数据同化、机器学习建立综合多种影响因素的土壤湿度状况监测模型,进一步提高监测的准确性。在本研究过程中主要使用 MODIS 产品的数据,虽能够监测大尺度的土壤湿度状况,也取得了较好的结果,但 MODIS 影响容易受云、雨雪天气、地形等影响,且分辨率较低,后期可以考虑基于大数据处理平台 GEE 上实现利用高分辨率的雷达影像建立土壤水分模型,已达到更为细致的研究。

4.2 结论

(1) 可将 NDVI 作为不同植被覆盖度下遥感信息模型的判别阈值,在 $NDVI \leq 0.2$ 的像元上,采用适于植被覆盖较低的 ATI 模型进行土壤水分遥感反演; $NDV \geq 0.78$ 时,采用能够避免 NDVI 饱和的问题的 EVI 的 TVDI 模型反演土壤水分;在 $0.2 < NDVI < 0.78$ 时,采用基于 NDVI 的 TVDI 的模型应用于土壤水分遥感反演。

(2) 模型反演的土壤水分与地面实测土壤水分的 $R^2 = 0.7853$ ($p < 0.01$), $RMSE = 3.9841$ 。CLDASV2.0 土壤水分产品与地面实测土壤水分的 $R^2 = 0.5553$ ($p < 0.01$), $RMSE = 7.3218\%$ 。

(3) 全国草地 0—10 cm 土壤水分由西北向东南增加,最低值(0%~10%)出现在青海、西藏、新疆和内蒙古地区,最高值集中在南方大部分地区。时间分布上全年草地土壤水分集中在 0~40%,春夏秋冬季节土壤水分较少,平均在 0~60%,夏季较高,大部分像元集中在 30%~80%,秋天次之,集中在 0~70%。

参考文献:

[1] Scurlock J M O, Hall D O. The global carbon sink: a grassland perspective[J]. *Global Change Biology*, 1998, 4(2): 229-233.

[2] 中共环境保护部党组.构建人与自然和谐发展的现代化建设新格局:党的十八大以来生态文明建设的理论与实践[J].*环境保护*, 2016, 44(13): 11-13.

[3] Gao J B, Jiao K W, Wu S H, et al. Past and future effects of climate change on spatially heterogeneous vegetation activity in China [J]. *Earth'S Future*, 2017, 5(7): 679-692.

[4] Parmesan C, Yohe G. A globally coherent fingerprint of climate change impacts across natural systems [J]. *Nature*, 2003, 421: 37-42.

[5] 邹慧,高光耀,傅伯杰.干旱半干旱草地生态系统与土壤水分关系研究进展[J].*生态学报*, 2016, 36(11): 3127-3136.

[6] 郭晓娟,周妍妍,郭建军,等.疏勒河流域土壤含水率反演[J].*干旱区研究*, 2018, 35(6): 1317-1326.

[7] 姚春生,张增祥,汪潇,等.使用温度植被干旱指数法(TVDI)反演新疆土壤湿度[J].*遥感技术与应用*, 2004, 19(6): 473-478.

[8] Hauser M, Orth R, Seneviratne S I. Investigating soil moisture-climate interactions with prescribed soil moisture experiments: an assessment with the Community Earth System Model(version 1.2)[J]. *Geoscience Model Development*, 2017, 10: 1665-1677.

[9] Koster R D, M. J. Suarez. Soil moisture memory in climate models [J]. *J. Hydrometeor*, 2001, 2: 558-570.

[10] 史娜娜,肖能文,王琦,等.锡林郭勒植被 NDVI 时空变化及其驱动力定量分析[J].*植物生态学报*, 2019, 43(4): 331-341.

[11] 孔金玲,李菁菁,甄珮珮,等.微波与光学遥感协同反演旱区地表土壤水分研究[J].*地球科学学报*, 2016, 18(6): 857-863.

[12] 潘宁,王帅,刘焱序,等.土壤水分遥感反演研究进展[J].*生态学报*, 2019, 39(13): 4615-4626.

[13] Lu L, Luo G P, Wang J Y, et al. Development of an ATI-NDVI method for estimation of soil moisture from MODIS data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, 35(10): 3797-3815.

[14] 张学艺,张晓煜,李剑萍,等.我国干旱遥感监测技术方法研究进展[J].*气象科技*, 2007, 35(4): 574-578.

[15] 张友静,王军战,鲍艳松.多源遥感数据反演土壤水分方法[J].*水科学进展*, 2010, 2(21): 222-228.

[16] 赵杰鹏,张显峰,廖春华,等.基于 TDVI 的大范围干旱区土壤水分遥感反演模型研究[J].*遥感技术与应用*, 2011, 26(6): 742-750.

[17] 徐涛,田国良.热惯量法在监测土壤表层水分变化中的研究[J].*遥感学报*, 1997, 1(1): 24-32.

[18] 孔婕,李纯斌,吴静.草地土壤水分遥感反演方法的适用性[J].*草业科学*, 2020, 37(12): 2463-2474.

[19] El H M, Baghdadi N, Zribi M, et al. Soil moisture retrieval over irrigated grassland using X-band SAR data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 176: 202-218.

[20] 王娜,易桂花,张廷斌,等.基于 TVDI 的青藏高原腹地生长季土壤湿度时空变化及其气候响应[J].*草业科学*, 2020, 37(11): 2185-2197.

[21] 毛克彪,唐华俊,周清波,等.被动微波遥感土壤水分反演

- 研究综述[J].遥感技术与应用,2007,22(3):466-470.
- [22] 蒋金豹,张玲,崔希民,等.基于 L 波段的裸土区土壤水分微波遥感反演研究[J].土壤,2014,46(2):361-365.
- [23] 朱绪超,邵明安,朱军涛,等.高寒草甸生态系统表层土壤水分时间稳定性研究[J].农业机械学报,2017,48(8):212-218.
- [24] 蔡庆空,陶亮亮,蒋瑞波,等.基于理论干湿边与改进 TVDI 的麦田土壤水分估算研究[J].农业机械学报,2020,51(7):202-209.
- [25] Zhang X. Sensitivity of vegetation phenology detection to the temporal resolution of satellite data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2009,30(8):2061-2074.
- [26] 沙莎,郭妮,李耀辉,等.我国温度植被旱情指数 TVDI 的应用现状及问题简述[J].干旱气象,2014,32(1):128-134.
- [27] Bowers S A, Hanks R J. Reflection of Radiant Energy from Soil[J]. Soil Science, 1965,100(2):130-138.
- [28] Liu P J, Zhang L, Alishir K, et al. An estimate method of optical vegetation Coverage Using TM data[J]. Remote Sensing of Technology and Application, 1995,10(4):9-14.
- [29] Liu P J, Zhang L, Alishir Kurban, et al. A method for monitoring soil water contents using satellite remote sensing[J]. Journal of Remote Sensing, 1997,1(2):135-139.
- [30] Tiyyip T, Ghulam A. Research on model of groundwater level distribution in the oasis and desert ecotone using remote sensing[J]. Journal of Remote Sensing, 2002,6(4):299-307.
- [31] Hielkema J U. Rainfall and vegetation monitoring in the Savanna Zone of the democratic republic of sudan using the NOAA advanced very high resolution radiometer [J]. Int. J. Remote Sensing, 1986,11:1499-1513.
- [32] Kogan F N. Remote sensing of weather impacts on vegetation in non-homogeneous areas[J]. International Journal of Remote Sensing, 1990,11(8):1405-1419.
- [33] Liu W, Kogan F N. Monitoring regional drought using the vegetation condition index[J]. International Journal of Remote Sensing, 1996,17(14):2761-2782.
- [34] Price J C. On the analysis of thermal infrared imagery: The limited utility of apparent inertia [J]. Remote Sensing of Environment, 1985,18(1):59-73.
- [35] Sandholt I, Rasmussen K, Andersen J. A simple interpretation of surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status[J]. Remote Sensing of Environment, 2002,79(2/3):213-224.
- [36] Moran M S, Hymer D C, Qi J, et al. Soil moisture evaluation using multi-temporal synthetic aperture radar (SAR) in semiarid rangeland[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2000,105(1/3):69-80.
- [37] 邸兰杰,王卫,成贺玺,等.基于 ATI 和 TVDI 模型的河北平原土壤湿度遥感反演[J].中国生态农业学报,2014,22(6):737-743.
- [38] 蔡国印.基于 MODIS 数据的地表温度、热惯量反演研究及其在土壤水分、地气间热交换方面的应用[D].北京:中国科学院遥感应用研究所,2006.
- [39] 赵杰鹏,张显峰,廖春华,等.基于 TVDI 的大范围干旱区土壤水分遥感反演模型研究[J].遥感技术与应用,2011,26(6):742-750.
- [40] 李正国.基于 TVDI 方法的黄土高原地表水分时空分异研究[R].北京:中国农业资源与区划,2008:1-5.
- [41] 齐述华,王长耀,牛铮.利用温度植被旱情指数(TVDI)进行全国旱情监测研究[J].遥感学报,2003,7(5):420-427.
- [42] 沙莎,郭妮,李耀辉,等.我国温度植被旱情指数 TVDI 的应用现状及问题简述[J].干旱气象,2014,32(1):128-134.
- [43] 岳胜如.基于 NDVI 分区的内蒙古牧区土壤含水率遥感监测方法分析及应用研究[D].呼和浩特:内蒙古农业大学,2015.
- [44] 赵立军.基于 MODIS 数据的北京地区土壤含水量遥感信息模型研究[D].北京:中国农业大学,2004.
- [45] 谭艺,张廷彬,易桂华.2000 年以来内蒙古生长季旱情变化遥感监测及其影响因素分析[J].自然资源学报,2021,36(2):459-475.
- [46] 张顺谦,冯建东.四川盛夏伏旱的 MODIS 遥感监测方法[J].高原山地气象研究,2012,32(1):51-55.
- [47] 卢远,华璿,韦燕飞.利用 MODIS 数据进行旱情动态监测研究[J].地理与地理信息科学,2007,23(3):55-58.
- [48] 杨曦,武建军,闫峰,等.基于地表温度-植被指数特征空间的区域土壤干湿状况[J].生态学报,2009,29(3):1205-1216.
- [49] 戴睿,扎西央宗,白玛央宗. TVDI 在藏北地区的适用性分析[C].第 35 届中国气象学会年会 S21 卫星气象与生态遥感,2018.
- [50] 杨茹,高超,查芊郁,等.不同植被指数在基于 TVDI 方法反演土壤水分中的应用[J].测绘与空间地理信息,2020,43(2):33-37.
- [51] 崔园园,张强,覃军,等. CLDAS 融合土壤湿度产品在东北地区的适用性评估及订正[J].中国农业气象,2019,40(10):660-668.
- [52] 刘欢欢,王飞,张廷龙. CLDAS 和 GLDAS 土壤湿度资料在黄土高原的适用性评估[J].干旱地区农业研究,2018,36(5):270-276.
- [53] 于月明,刘海峰,应爽,等.吉林省基于 CLDAS 土壤水分监测产品的初步评估[C].第 34 届中国气象学会年会 S20 气象数据:深度应用和标准化论文集,中国气象学会,2017.
- [54] 甄熙,宋海清,李云鹏,等.对 CLDAS-V2.0 土壤湿度资料在内蒙古地区的初步评估[C].第 35 届中国气象学会年会,2018.