

基于空间权重分解的降尺度土壤水分产品的中国土壤水分时空格局研究^①

孟祥金^{②*} 毛克彪^{③***} 孟 飞^{*} 师春香^{****} 赵 冰^{***} 袁紫晋^{**}

(^{*} 山东建筑大学测绘地理信息学院 济南 250100)

(^{**} 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所呼伦贝尔国家野外观测站 北京 100081)

(^{***} 中国气象局国家气象信息中心 北京 100081)

(^{****} 山东科技大学测绘科学与工程学院 青岛 266590)

摘要 为应对微波遥感监测土壤水分(SM)空间分辨率相对较粗($10 \sim 50 \text{ km}$)的问题,本文结合微波遥感在大尺度监测方面的优势和温度-植被干旱指数对局部土壤水分的表现力,利用TVDI与土壤水分负相关关系,建立了基于温度植被干旱指数(TVDI)的空间权重分解模型,将AMSR-E、SMOS、AMSR2微波遥感土壤水分数据空间分辨率从 25 km 、 10 km 降尺度到 1 km 。地面气象站实测土壤水分的验证结果表明,与传统干旱指数反演和微波直接反演的土壤水分数据相比,该产品在研究时序内具有较高的精度($RMSE = 0.10 \text{ m}^3/\text{m}^3$, $MAE = 0.08 \text{ m}^3/\text{m}^3$, $Bias = 0.05 \text{ m}^3/\text{m}^3$, $R = 0.93$)。利用该产品研究分析了2002–2016年中国土壤水分的时空变化规律。结果发现:中国土壤水分在近15年整体呈现周期性震荡变化,并呈现下降趋势($b = -0.167$, $R = 0.750$, $P = 0.05$)。中国华北季风区和华南季风区的江淮一带,长江三角洲地区以及环渤海区呈现快速下降趋势;而青藏高寒区北部西北干旱区南部地区却有显著上升趋势,总的可以归纳为“南湿北干,西增东减”。这意味着中国地区的土壤含水量目前处于一个大的减少周期,并且在未来几年中国会面临干旱加剧的风险(特别是夏季的东南季风区和华北季风区)。从不同季节看,春季到冬季土壤水分发生了显著变化,土壤水分的季节变化主要受地球降水的影响;而在西北干旱区逐年递增的降水使得该区域的土壤水分呈现某种上升的态势,这将有效缓解西北干旱地区的干旱灾害。

关键词 土壤水分(SM), 降尺度, 时空分布, 中国, 温度植被干旱指数(TVDI)

0 引言

土壤水分(soil moisture, SM)是地表水资源分配和大气能量交换的关键因子,高分辨率的土壤水分时空特征相关信息广泛应用于农业估产、气候气象、水文分析和环境灾害监测等诸多领域^[1,2]。传统气象站点无法实现连续大面积、实时动态地监测

土壤水分信息;遥感数据覆盖面积较大,受地理条件限制较少,更适合大规模土壤水分监测^[3,4]。当前土壤水分的遥感监测可分为光学和微波两种^[5]。其中光学遥感一般利用温度-植被等干旱指数来获取土壤水分的分布情况,如距平植被指数(anomaly vegetation index, AVI)^[6],植被状态指数(vegetation condition index, VCI)^[7]和温度条件指数(temperature condition index, TCI)^[8]和温度植被干旱指数

^① 国家重点研发计划重点专项(2018YFC1506602,2018YFC1506502)和国家自然科学基金(41571427)资助项目。

^② 男,1995年生,硕士;研究方向:农业大数据与农业遥感;E-mail: gisermeng@163.com

^③ 通信作者,E-mail: maokebiao@caas.cn

(收稿日期:2018-11-01)

(temperature vegetation drought index, TVDI)^[9]都可以估算土壤水分,并在局部地区具有较高的估算精度,但并不适合大尺度范围,特别是海拔变化较大的区域^[10-12]。微波遥感波段带宽对陆地表面的介电常数变化十分敏感,且具有全天候、重复周期短和受天气影响较小等优势,已成为当前遥感监测土壤水分的主要手段^[13,14]。在实际生产应用研究中,大部分水文过程模型(如地表蒸散发模型、陆面过程模型以及水分模型)都要求10 km以上高分辨率的土壤水分信息,而当前微波遥感空间分辨率多在10~50 km之间,相对较粗的空间分辨率极大地限制了微波遥感产品的适用范围和应用领域,基于多源数据融合对土壤水分降尺度研究势在必行^[15-17]。

鉴于此,本研究以2002~2016年中国范围AMSR-E、SMOS、AMSR2 3种传感器的土壤水分数据、MODIS的地表温度(land surface temperature, LST)数据以及归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)数据为数据源,首先利用Savitzky-Golay滤波器对有云地区补值;其次,基于LST和NDVI计算2002~2016年每月全国1×1 km分辨率的TVDI;最后,依据土壤水分与TVDI的负相关性,利用1×1 km的TVDI建立空间权重分解模型对土壤水分进行逐像元进行降尺度分解,生成1×1 km的土壤水分月栅格产品数据集,从而克服了传统降尺度方法的空间尺度效应。同时利用全国气象站点土壤水分数据对降尺度产品结果进行验证与控制,确保了降尺度数据集的准确性和可靠性。利用该数据集产品研究2002~2016年中国6个不同自然分区土壤水分的时空变化规律,分析土壤水分时序变化斜率和相关系数变化,并探讨植被、温度、城市发展等因素对土壤水分的影响,其结果能够为估算中国陆地生态系统水循环、灾害监测、农作估产等研究提供基础土壤水分数据信息,并为陆地生态系统的土壤水分时空变化研究提供参考。

1 研究区概况及数据源

1.1 研究区概况

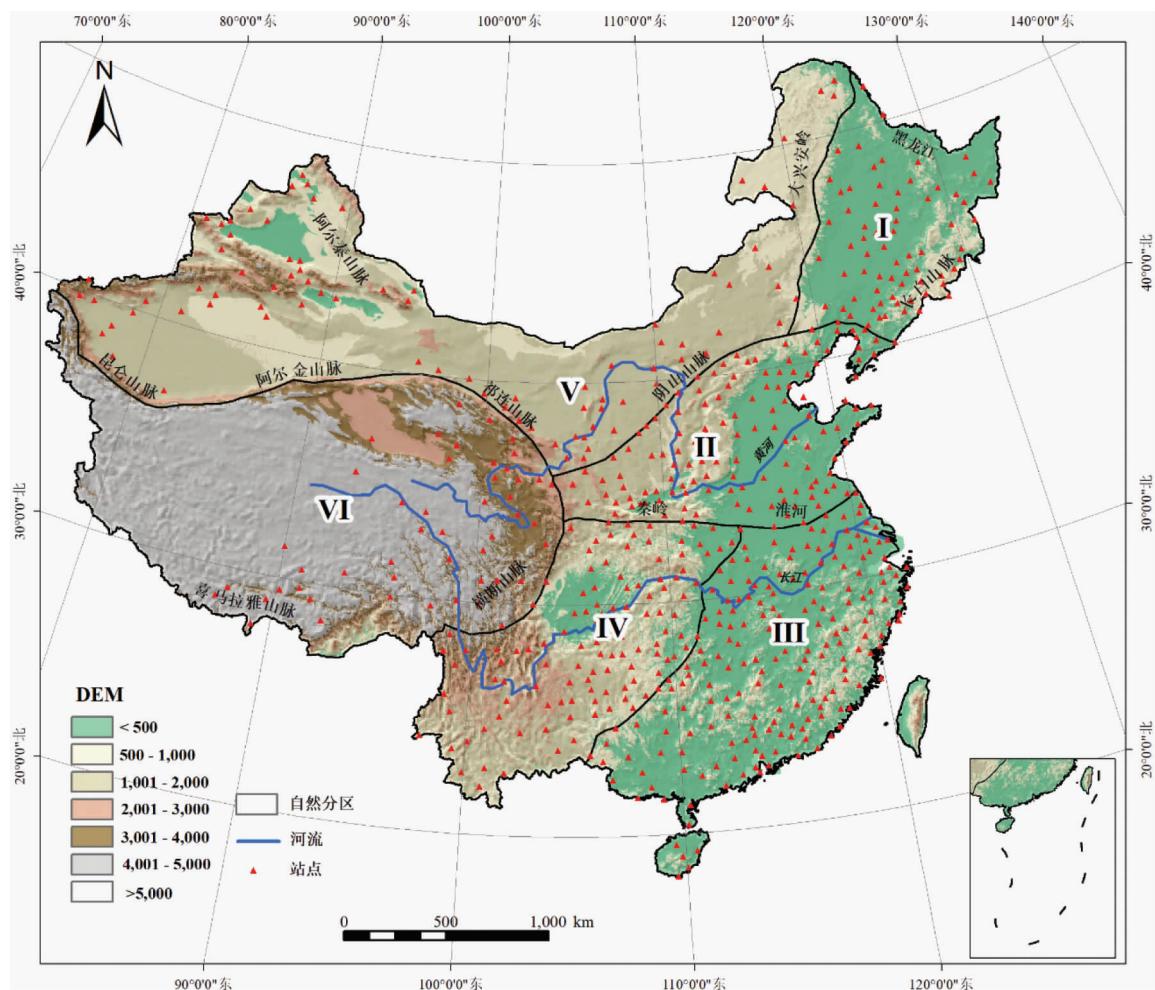
中国地处亚洲中东部及太平洋西海岸,大部分

地区受季风气候影响,具有显著季风气候特征。为了研究中国各地区土壤水分的时空格局差异,本文基于温度带和地势将中国划分为6个区域:I-东北季风区、II-华北季风区、III-华南季风区、IV-西南湿润区、V-西北干旱区和VI-青藏高原地区。其中东北季风区包括黑龙江以南、大兴安岭山脉以东和明长城以北区域;华北季风区从内蒙古高原南端,秦岭-淮河以北,东起黄、渤海,西达青藏高原以东,具有典型的温带季风气候特征;华南季风区包括云贵高原以东,秦岭淮河以南的华南季风区域,该区域降水丰沛、河网密布,具有典型的亚热带季风气候特征;西北干旱区包括大兴安岭以东的内蒙古高原,青藏高原以北的塔里木盆地的我国西北广大干旱和半干旱区域;青藏高原地区包括昆仑山脉-阿尔金山脉-祁连山脉以南、横断山脉以西、喜马拉雅山脉以北的整个青藏高原地区;西南湿润区包括青藏高原和秦岭淮河以南的云贵高原以及四川盆地的降水充沛中国西南地区。中国的6个地理-气候区域如图1所示。对于每个区域,本研究分析了当前的土壤水分状况及其在近15年的变化。

1.2 数据获取及预处理

1.2.1 遥感数据

土壤水分数据主要来自AMSR-E、SOMS、AMSR2的L3标准数据产品,湿度单位为m³/m³,分辨率分别为25、25、10 km。其中,AMSR-E传感器是一种被动式微波遥感仪,是对原来装载在ADEOS-II卫星的AMSR传感器的改良,搭载在AQUA卫星上(有效服务期限2002年5月~2011年10月),过境时间为13:30和01:30,它的运行轨道是太阳同步近极地轨道,轨道高度近似700 km。AMSR-E安装的微波辐射计是研究土壤湿度的首选仪器,不仅植被对信号衰减影响较小,受大气影响也很小^[18,19]。AMSR-E在微波频谱内共有6个波长(6.925、10.65、18.7、23.8、36.5、89 GHz)。本文采用日本宇宙航空研究开发机构(Japan Aerospace Exploration Agency, JAXA)的AMSR-E SMs L3土壤水分产品^[20],时间序列为2002年5月~2011年10月,该产品是基于地表参数反演模型(surface parameter inversion model, LPRM)开发的土壤水分产品,空间分辨率为25 km^[21]。



I - 东北季风区、II - 华北季风区、III - 华南季风区、IV - 西南湿润区、V - 西北干旱区和VI - 青藏高原地区

图1 研究区位置气象站点分布

AMSR-E SM L3 土壤水分产品采用查找表(lookup table, LT)法来反演土壤水分。首先,将后向辐射传输方案用于多个频率和极化产生的参数值(土壤和植被)的亮度温度,建立亮度温度数据集。然后,使用亮度温度数据集来创建查找表。最后,根据10.65 GHz 数据和土壤湿度指数从 36.5 GHz 和 10.65 GHz 水平通道估算土壤湿度和植被含水量^[20,22]。根据地面监测网络验证,JAXA 产品可提供较高精度的土壤水分结果^[23]。SMOS 卫星于 2009 年 11 月 2 日正式启动,在平均海拔 758 km,倾角 98.44° 的太阳同步轨道上运行,过境的时间约为当地时间 06:00(升轨)、18:00(降轨)^[24]。搭载的合成孔径微波成像仪(MIRAS)的波段 L 波段(频率 1.4 GHz),用来观测土壤水分。本文使用的是 SMOS L3 土壤水分数据产品,时间序列为 2011 年 10 月 – 2012 年 6 月。

原始分辨率为 40 km,L3 产品可以获取到 25 km。这里采用两个轨道的日平均值为当日土壤水分数据。L3 版本产品(SMOS2)是在之前 SMOS L2 SM 用户数据产品(SMDUP2)基于 JAXA 算法进一步质量过滤和重新划分获得的,将受射频干扰(radio frequency interference, RFI)或土壤湿度影响的网格点数据质量指数(data quality index, DQX)大于 0.07 的值丢弃,再利用 DQX-反向加权平均值将 SMDUP2 数据分组到 25 km 等面积网格上,得到 25 km 的 L3 级产品经 González-Zamora 等人^[25]使用两个互补的小规模和大规模试验场网络和地表水平衡模型对该产品进行了全面评估。结果表明,SMOS L3 土壤水分估算与同时间序列原位测量比较结果一致,Pearson 相关系数和协议指数总计高于 0.8,土地利用和土壤质地平均值均高于 0.85,估计精度优于 0.04 m³/m³^[25]。

AMSR2 传感器搭载在日本“GCOM-W1”卫星上,发射于 2012 年 5 月。作为 AMSR-E 的后续,AMSR-2 与 AMSR-E 相比天线反射器从 1.6 m 扩大到 2.0 m,微波亮温的空间分辨率由 25 km 提高到 10 km。过境时间仍然为 13:30 和 01:30,时间跨度为 2012 年 7 月–2016 年 12 月,数据来源于 JAXA 实时发布的土壤水分产品。同样采用 LT 法来反演土壤水分,JAXA 官方验证精度 RMSE < 0.06 m³/m³(在植被含水量≤1.5 kg/m² 的区域内)^[26]。MODIS 数据来源于美国国家航空航天局,包括 8 d 合成的地表温度产品 MOD11A2、月合成的植被指数产品 MOD13A3,通过 Python 编程批量调用 MRT 软件对 MODIS 产品进行投影转换并重采样。为了恢复数据的客观真实性,所有数据均采用昼夜产品的平均值,并且利用一阶差分法对异常值进行剔除后,再利用 Savitzky-Golay 滤波器对空值进行插补处理。

1.2.2 气象站点数据

本研究中使用的气象站数据包括降水和土壤水分数据,气象站点分布如图 1 所示,数据来自气象数据共享网站(<http://data.cma.cn/>)。主要利用中国国家气象站点的土壤水分数据和中国农作物生长发育和农田土壤湿度旬季数据集进行降尺度土壤水分产品的验证和精度控制。根据为气象上季节划分的原则,3 月至 5 月为春季,6 月至 8 月夏季,9 月至 11 月为秋季,12 月至次年 2 月为冬季^[27]。

1.2.3 高程数据

除上述数据外,来自美国地质勘查局(USGS)的陆地过程分布式活动档案中心(Land Processes Distributed Active Archive Center, LPDAAC)(<https://lpdaac.usgs.gov/>) 分辨率为 1 km 的 DEM 数据,用于为降尺度研究提供地形因子(海拔,坡度)。表 1 描述了主要空间数据集的概述,以及本研究中每个数据集相应变量的描述。

表 1 本研究中使用的空间数据集概述

数据集	搭载卫星	空间分辨率	时间分辨率	描述
AMSR-E L3	AQUA	25 km	1 d	微波土壤湿度(SSM)
SMOS L3 SMDUP3	SMOS	25 km	1 d	微波土壤湿度(SSM)
AMSR2 L3	GCOM-W1	10 km	1 d	微波土壤湿度(SSM)
MOD11A1 / MYD11A1	AQUA/TERR	1 km	8 d	地表温度(LST)
MOD13A2	AQUA/TERR	1 km	16 d	归一化植被指数(NDVI)
SRTM		1 km	–	高程,坡度
站点	–	–	1 d	降水、土壤水分

2 研究方法

2.1 微波降尺度土壤水分产品生产

2.1.1 Savitzky-Golay(S-G)滤波器补值

由于天气和其他条件的影响,数据中将存在部分缺失;为了弥补数据不足造成的误差,本文采用 S-G 滤波器方法重建 2002 年至 2016 年的时间序列数据,对缺失数据进行补值,以提高数据质量。具体方法如式(1)所示:

$$Y_j^* = \sum_{-m}^m \frac{C_i \times Y_{j+1}}{N} \quad (1)$$

式中, Y_j^* 是补值后的时间序列数据; Y_{j+1} 的大小是平滑窗口大小的一半; C_i 是 S-G 滤波器多项式的拟合系数,即来自滤波器头部的第 i 个值的权重; N 是滤波器所处理数据长度,即滑窗口中包含的数据点数。

2.1.2 TVDI 计算

TDVI 是 Sandholt 等人^[9]提出的一种温度植被干旱指数,可以很好地估算土壤表层水分状况,已被广泛应用于干旱监测。TDVI 表达式:

$$TDVI = \frac{T_s - T_{smin}}{T_{smax} - T_{smin}} \quad (2)$$

$$T_{smax} = a_1 + b_1 \times NDVI \quad (3)$$

$$T_{\text{smin}} = a_2 + b_2 \times NDVI \quad (4)$$

式中, T_s 为研究区内的地表温度(℃), T_{smin} 为湿边的地表温度, a_2, b_2 为“湿边”模型的模拟系数, T_{smax} 为干边的地表温度, a_1, b_1 为“干边”模型上的模拟系数。

2.1.3 地表温度校正模型

由于中国区域高程起伏较大,为了保证结果精度,在计算 TVDI 之前,需要对地表温度进行地形校正,以降低地形起伏对地表温度反演结果的影响。用 MODIS 地表温度产品进行校正,校正过程可以用下式表示^[28]:

$$T_m = T_o + h \times \lambda \quad (5)$$

式(5)中, T_m 为校正后的地表温度, T_o 为校正前的地表温度, h 为某像元处的高程值, λ 是高程对地表温度反演过程的平均影响系数(这里 λ 最佳取值为 0.006 ℃/m)。

2.1.4 空间权重分解模型

研究表明 TVDI 与土壤湿度呈显著的负相关关系^[29],因此利用高分辨率的 TVDI 对低分辨率的土壤水分数据进行逐像元赋权重,然后利用权重对低空间分辨率土壤水分产品分解成 1×1 km 土壤水分产品。空间权重分解公式如下:

$$SM_i = SM_j \times \frac{1 - TVDI_a}{1 - TVDI_b} \quad (6)$$

式中, SM_i 是生成 1 km 像元的土壤水分数据, SM_j 是输入的低分辨率的土壤水分数据, $TVDI_a$ 是土壤水分 a 像元所对应 MODIS 像元的 TVDI 值, $TVDI_b$ 是土壤水分 a 像元所对应 MODIS 像元的 TVDI 平均值。

2.2 土壤水分时间序列变化趋势分析

为了分析土壤水分含量的变化模式,增加或减少的变化趋势可用式(7)计算得到,相关系数由式(8)计算得到:

$$Slope = \frac{n \sum_{i=1}^n (iW_i) - \sum_{i=1}^n i \sum_{i=1}^n W_i}{n \sum_{i=1}^n i^2 - (\sum_{i=1}^n i)^2} \quad (7)$$

$$R =$$

$$\frac{n \sum_{i=1}^n (iW_i) - \sum_{i=1}^n i \sum_{i=1}^n W_i}{\sqrt{n \sum_{i=1}^n i^2 - (\sum_{i=1}^n i)^2} \times \sqrt{n \sum_{i=1}^n W_i^2 - (\sum_{i=1}^n W_i)^2}} \quad (8)$$

$$(8)$$

其中, $Slope$ 是研究时间序列区间土壤水分的趋势变化率, i 是年份的数量, n 是时间序列的长度(在本研究中 $n = 15$), W_i 表示第 i 年的土壤水分值。如果斜率为正,则表示土壤水分较上一时间增加,相反,负斜率表示土壤水分较上一时间减少,若斜率为 0 则表示较上一时间没有发生变化。 R 为研究时序内土壤水分变化与时序间的相关系数, R 的绝对值越大,表示相关性越强。

3 结果与分析

3.1 降尺度土壤水分数据集精度验证

为了确保本次降尺度数据产品的精度,利用 2002–2014 年全国 778 个农业气象站点和 2015–2016 年全国自动气象站点数据(对天气异常和不具有代表性的数据进行剔除)进行了精度评估,这些台站位于研究区域的不同部分(图 1)以代表不同的表面和气候条件,因此可用于测试降尺度结果的可靠性^[30,31]。通过线性拟合得到了均方根误差($RMSE$)、平均绝对误差(MAE)和 R 平方(R^2),本降尺度数据集产品的年均数据与实测值相关系数 R 平方达到 0.86 以上(图 2),均方根误差($RMSE$)均小于 0.1,表明本土壤水分数据集公里尺度上具有较高的可靠性。

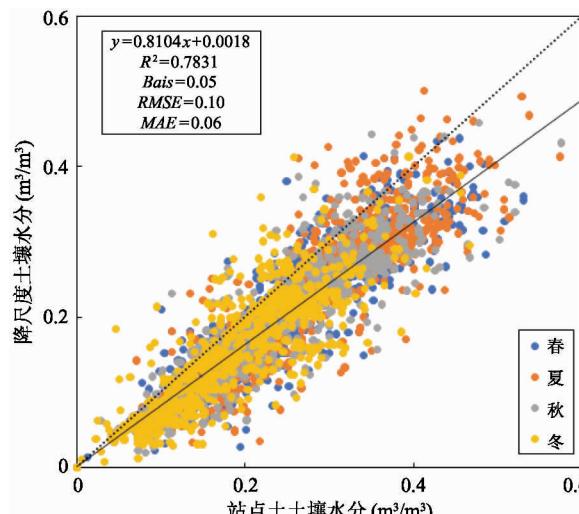
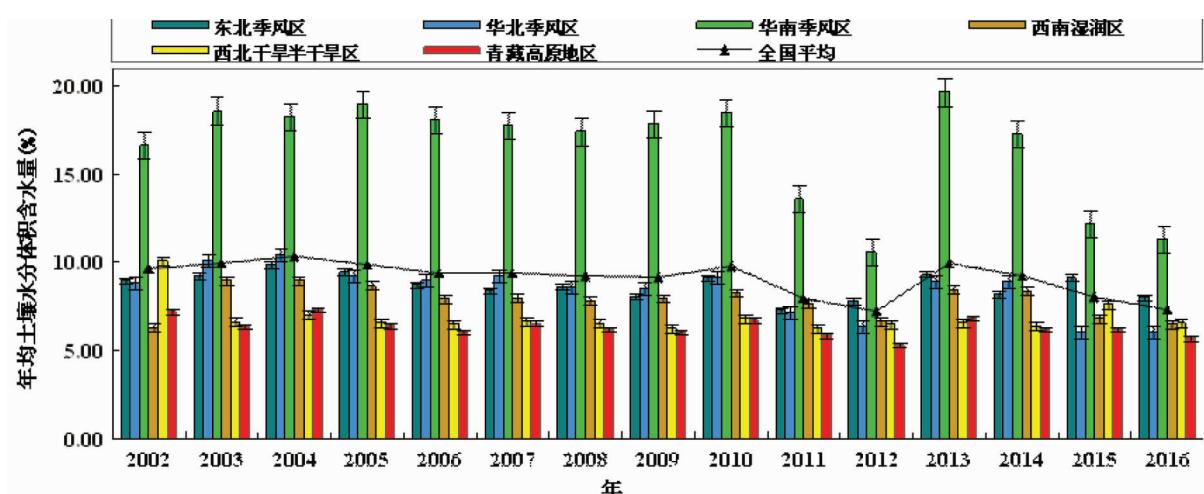


图 2 2002–2016 年年均土壤水分数据集与实测站点土壤水分精度验证

3.2 2002–2016年中国土壤水分的时间变化特征

如图3所示,近15年来,全国平均土壤水分含水量为9.11%,总体呈下降态势,下降速率($b = -0.167, R^2 = 0.570, P = 0.05$),在2002–2011年呈周期性轻微震荡,在2011至2016年震度突然增大,造成这种大幅度震荡的原因,除了2011年降水减少外还由于不同传感器的影响,最高和最低年份分别为2004年(11.07%)和2013年(7.71%)。从各子区域年平均土壤水分量上来看,近15年来华南季风区远高于其他地区浓度(平均16.46%),其中2002–2011年与全国平均水平趋势保持一致,2011–2013年呈现比其他区域更为显著的下降显示出其受季风影响更为明显;相反的同样受季风影响的华北地区和东北相较于华南地区年均变化趋势却相对平稳,西南湿润区的平均土壤水分含量排在第二位,平均为9.16%,其次是东北季风区和华北季风区,分别平均为8.69%和8.44%,西北干旱区和青藏高原地区一直很低,分别为6.87%和6.34%。分

析表明,与内陆相比(西北干旱区和西南湿润区),受季风影响的区域(东北季风区、华北季风区和华南季风区)的土壤水分含量变化更加敏感(图3)。华南季风区平均土壤水分含量最高,但表现出最显著的变化,在研究时序内呈现下降趋势,下降速率($b = -0.385, R^2 = 0.624, P = 0.01$)远高于其他季风区水平,该地区持续城镇化使工业用水、生活用水和农业灌溉用水增加是土壤水分降低的重要因素。华北季风区在过去经历较多干旱^[32,33]而以当前下降趋势($b = -0.243, R^2 = 0.621, P = 0.05$)可以预判未来华北地区干旱会进一步加剧,甚至引发一系列农业灾害。西南湿润区和东北季风区的土壤水分含量在过去15年中总体略有减少。西北干旱区却呈现出轻度上升趋势($b = 0.04, R^2 = 0.651, P = 0.05$),这将在一定程度上缓解西北的干旱状况,对西北干旱地区的生态和农、畜牧业生产具有积极意义。青藏高原区虽略有下降但并不明显。



(注:因2002年1–6月份数据缺失,年平均仅计算下半年平均,下同)

图3 不同地理分区平均土壤水分的年际变化

3.3 土壤水分时空变化趋势分布特征

根据式(7)计算2002–2016年土壤水分四季和年变化趋势。土壤水分含量变化趋势和相关系数的空间分布如图4所示,中国土壤水分变化在过去15年中具有明显的地理和季节差异,不同坡度表示不同的变化趋势, $Slope > 0$ 表示增加趋势,其值越大,变化越明显; $Slope < 0$ 表示减小趋势,其值越小,

变化越明显;否则, $Slope = 0$,表示未变化。从年均土壤水分含量变化来看,中国土壤水分总体部呈下降趋势,其中显著减少的区域占总面积的45.9%,显著增加的区域占总面积的17.5%。从空间区域看东北季风区的长白山以西内侧的平原地区,华北季风区的辽东半岛和山东半岛地区,东部沿海地区与长江流域中下游地区,以及华南湿润区的成都平原,

青藏高原区的藏南林区均呈较为明显的减小趋势,变化斜率在 0.3 以上($R < -0.6$),而西北干旱区的南部河西走廊、新疆南部区域和青藏高原北部地区土壤水分含量明显增加,变化斜率在 0.2 以上($R > 0.5$)。2002 年到 2016 年,在中国大部分地区土壤水分都呈下降趋势(除了西北地区是上升的),与图 2

分析结果比较一致,显示在未来整个国家干旱风险将会增加,但是同样可以预判的是,在西北干旱区会变得更加湿润,这将缓解中国西北干旱的现状,有效改善西北干旱区的生态环境对中国的西部大开发和“一带一路”战略具有积极的意义。

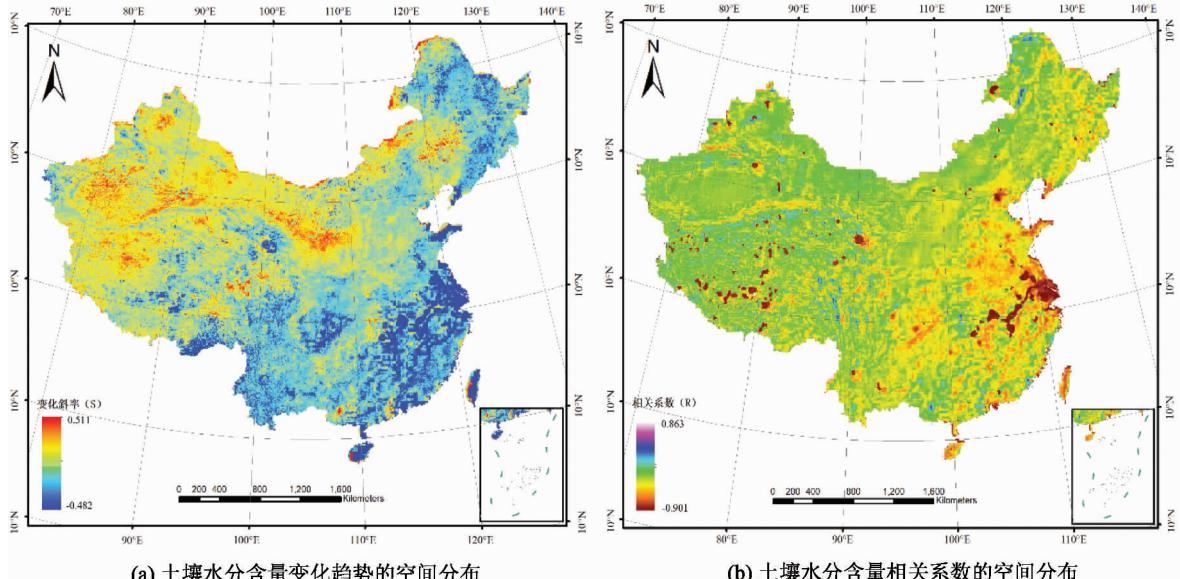
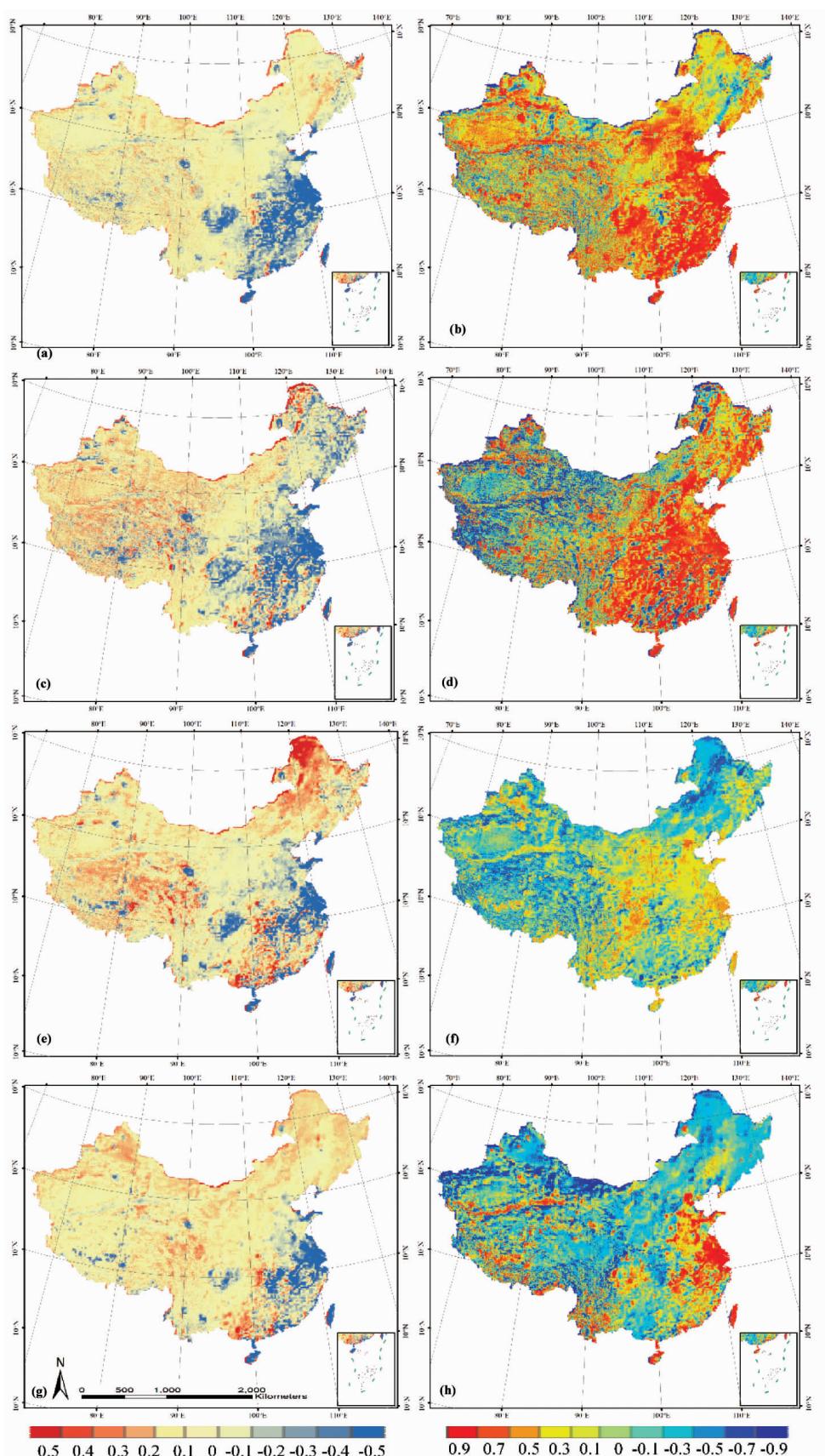


图 4 2002 年至 2016 年的年平均土壤水分含量年际变化率和相关系数

为了更好地了解中国土壤水分变化情况,我们进一步分析了 2002 至 2016 年土壤水分的各季节年变化。如图 5 所示,整体而言中国近 15 年土壤水分变化具有明显的季节性特点。春季华南季风区超过 80% 地区呈现不同程度下降趋势,尤其是与江淮地区下降趋势十分明显,变化斜率绝对值高达 0.3 ($R < -0.5$),在华北季风区的辽东半岛、山东半岛一带和昆仑山脉以东部分区域也呈现下降态势,下降斜率大于 0.4 ($R < -0.7$)。在夏季,6 个子区域的土壤水分变化异质性明显;在西北干旱区的黑龙江北部地区,西南湿润区的云贵高原,华南季风区的黄淮海平原呈现较大变化趋势,变化坡度大于 0.4 ($R < -0.7$)。一般而言,由于年际热液和季风性降水变化较大,东部受季风影响的地区年际变化较大,秋季东北季风区的黑龙江地区土壤水分呈现极端下降趋势,下降坡度在 0.4 以上 ($R < -0.7$),这种趋势一直延伸到西北干旱区的内蒙古北部地区 ($Slope <$

$-0.4, R < -0.5$),同时在西南湿润区与南部季风区搭界的重庆丘陵区也出现明显的下降趋势,下降趋势大于 0.3 ($R < -0.5$)。除此之外,南北季风区搭界的黄淮一带,长江中下游区域和西南湿润区的成都平原区域土壤水分呈现明显的下降趋势,主要区域下降坡度大于 0.4 ($R < -0.5$)。夏季和秋季经常季风区的下降趋势十分明显,虽然夏季和秋季季风区出现大量降雨,但降水的时空分布不均衡,此外,长江中下游地区夏季主要受亚热带高压系统的支配,所带的大量蒸发有可能是导致下降的主要原因。冬季土壤水分变化并没有其他季节那么显著,秋季的降水普遍较少,除南方地区植被影响也有所下降,而在长江的三峡上游出现一个上升中心 ($Slope > 0.4, R > 0.7$),在下游区域出现一个下降中心 ($Slope < -0.4, R < -0.7$) 十分值得注意,极有可能是三峡大坝蓄水后对当地的土壤水分变化造成的影响。值得一提的是,华北季风区的环渤海



(注:因2002春季和2016年冬季数据缺失,计算时不包括这2期数据)

图5 2002年至2016年的四季平均土壤水分含量年际变化斜率(左),相关系数(右)

海地区和华南季风区的长江三角洲地区四季的变化斜率极高,这可能是由于快速城市化造成不透水面急剧增加而造成的。相反的,在受季风影响小的区域如青藏高原区(藏南)和西北地区(内蒙古东部)土壤水分含量则呈现上升的趋势。

4 结 论

土壤水分是陆地表水资源分配和大气能量交换的关键组成因子,研究高分辨率的土壤水分时空特征相关信息对水资源管理、农业估产、干旱监测以及气候变化等实际应用具有重要意义^[2]。本文基于AMSE、SMOS、AMSR2微波土壤水分数据与TVDI的负相关性建立空间权重分解模型进行空间数据融合,生成1 km分辨率的土壤水分数据集产品,并利用气象站点数据进行产品验证与质量控制;通过对土壤水分状况进行全面的时空分析,揭示中国从2002年到2016年各自然分区的土壤水分变化特征及分异规律。利用降尺度产品对中国6个自然区域近15年的土壤水分时空差异进行分析后发现,中国土壤水分变化具有明显的区域性和季节性。

中国土壤水分在近15年整体呈现周期性震荡变化,并呈现下降趋势。中国华北季风区和华南季风区的江淮一带,长江三角洲地区以及环渤海区呈现快速下降趋势;而青藏高寒区北部、西北干旱区南部地区却有显著上升趋势,总的可以归纳为“南湿北干、西增东减”。

时间分析表明,土壤水分变化趋势并不是单向的,而是表现出周期性波动的下降趋势,可以分为2002年至2011年的缓慢增长阶段,2011年至2013年的强烈下降阶段,2014到2016年趋于稳步增长阶段。2010年,这是一个缓慢下降的阶段。这意味着土壤水分目前处于一个大的减少周期,并且在未来几年中国会面临干旱加剧的风险(特别是夏季的东南季风区和华北季风区)。

从不同季节看,虽然整体依然是下降趋势,但从春季到冬季,土壤水分发生了显著变化。从各个季节来看,在春季,6子区域的土壤水分变化分布相对均匀;而夏秋季节东部季风区(东北季风区、华北季

风区、华南季风区)土壤水分呈下降的趋势,内陆地区(西北干旱区、青藏高原区、西南湿润区)部分区域与之相反呈现增势,显示出夏季季风降水对土壤湿度所带来的显著影响。秋季中国东北部土壤水分明显减少,草原面积逐渐减少,过度放牧和草原土地开垦加剧了沙漠化,这些条件有可能导致土壤水分快速下降。

值得一提的是,不透水面的扩张对土壤水分造成了较为显著的影响,尤其是在城市化进程比较快的地区,如长江中下游、珠江三角洲和环渤海地区,除受季风影响外,快速城市化所造成的不透水面急剧扩张导致土壤水分下降也是不可忽视的因素之一。而在西北干旱区逐年递增的降水和人工造林面积使得该区域的土壤水分呈现某种上升的态势。地表温度不仅可以影响土壤水分的蒸散,还可以通过影响植被的蒸腾间接影响土壤水分,因此温度对土壤水分变化具有十分重要的影响^[34]。这些结果表明,分析土壤水分的时空特征对于制定和实施抗旱和防控灾害的政策非常重要,政府应根据季节和区域特征制定农业生产指导政策。

参 考 文 献

- [1] Liu Y Y, Dorigo W A, Parinussa R M, et al. Trend-preserving blending of passive and active microwave soil moisture retrievals [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 123: 280-297
- [2] Albergel C, Dorigo W, Balsamo G, et al. Monitoring multi-decadal satellite earth observation of soil moisture products through land surface reanalyses [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 138: 77-89
- [3] Loew A, Schlenz F. A dynamic approach for evaluating coarse scale satellite soil moisture products [J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2011, 15(1):75-90
- [4] Petropoulos G P, Ireland G, Barrett B. Surface soil moisture retrievals from remote sensing: current status, products & future trends [J]. *Physics and Chemistry of the Earth*, Parts A/B/C, 2015, s83-84:S1474706515000200
- [5] Mohanty B P, Cosh M H, Lakshmi V, et al. Soil moisture remote sensing: state-of-the-science [J]. *Vadose Zone Journal*, 2017, 16(1): 1-9
- [6] 陈维英,肖乾广,盛永伟.距平植被指数在1992年特大干旱监测中的应用[J].环境遥感,1994 (9):106
- [7] Kogan F N. Remote sensing of weather impacts on vegeta-

- tion in nonhomogeneous areas [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1990, 11: 1405-1419
- [8] Kogan F N. Application of vegetation index and brightness temperature for drought detection [J]. *Advances in Space Research*, 1995, 15(11): 91-100
- [9] Sandholt I, Andersen J, Rasmussen K. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of soil moisture status [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 79(2): 213-224
- [10] Chauhan N S, Miller S, Ardanuy P. Space bore soil moisture estimation at high resolution: a microwave-optical/IR synergistic approach [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24(22): 4599-4622
- [11] 陈书林, 刘元波, 温作民. 卫星遥感反演土壤水分研究综述 [J]. 地球科学进展, 2012, 27(11): 1192-1203
- [12] 姚云军, 秦其明, 赵少华, 等. 基于 MODIS 短波红外光谱特征的土壤含水量反演 [J]. 红外与毫米波学报, 2011, 30(1): 9-14, 79
- [13] Vijay B S. Space-borne Passive microwave remote sensing of soil moisture: a review [J]. *Recent Patents on Space Technology*, 2014, 4(2): 119-150
- [14] Schmugge T, Gloersen P, Wilheit T, et al. Remote sensing of soil moisture with microwave radiometers [J]. *Journal of Geophysical Research*, 1974, 79(2): 317-323
- [15] Maltese A, Capodici F, Ciraolo G, et al. Soil water content assessment: critical Issues concerning the operational application of the triangle method [J]. *Sensors*, 2015, 15(3): 6699-6718
- [16] 曹永攀, 晋锐, 韩旭军, 等. 基于 MODIS 和 AMSR-E 遥感数据的土壤水分降尺度研究 [J]. 遥感技术与应用, 2011, 26(5): 590
- [17] Kim J, Hogue T S. Improving spatial soil moisture representation through integration of AMSR-E and MODIS products [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2012, 50(2): 446-460
- [18] Schmugge T. Remote sensing of surface soil moisture [J]. *Journal of Applied Meteorology*, 1978, 17(10): 1549-1557
- [19] Njoku E G, Entekhabi D. 1996. Passive microwave remote sensing of soil moisture [J]. *Journal of Hydrology*, 184, 101-129
- [20] Koike T, Nakamura Y, Kaihatsu I, et al. Development of an advanced microwave scanning radiometer (AMSR-E) algorithm of soil moisture and vegetation water content [J]. *Proceedings of Hydraulic Engineering*, 2004, 48: 217-222
- [21] Owe M, De Jeu R, Holmes T. Multisensor historical cli-
- matology of satellite-derived global land surface moisture [J]. *Journal of Geophysical Research*, 2008, 113(F1): F01002
- [22] Koike T, Tsukamoto T, Kumakura T, et al. Spatial and seasonal distribution of surface wetness derived from satellite data [C]. In: Proceedings of the International Workshop on Macro-scale Hydrological Modeling, 1996, 87-90
- [23] Zeng J Y, Li Z, Chen Q, et al. Evaluation of remotely sensed and reanalysis soil moisture products over the Tibetan Plateau using in-situ observations [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 163: 91-110
- [24] Kerr Y H, Waldteufel P, Richaume P, et al. The SMOS soil moisture retrieval algorithm [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2012, 50(5): 1384-1403
- [25] González-Zamora A, Sánchez N, Fernández M, et al. Long-term SMOS soil moisture products: a comprehensive evaluation across scales and methods in the Duero Basin (Spain) [J]. *Journal of Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 2015, 83-84: 123-136
- [26] Kim S, Liu Y Y, Johnson F M, et al. A global comparison of alternate AMSR2 soil moisture products: why do they differ? [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 161: 43-62
- [27] 孙杰. 1982-2000 年中国植被覆盖变化及典型区域与气候因子的响应关系 [D]. 南京:南京信息工程大学大气科学学院, 2007. 17-20
- [28] Molero B, Merlin O, Malbeteau Y, et al. SMOS disaggregated soil moisture product at 1 km resolution: processor overview and first validation results [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 180(SI): 361-376
- [29] Wang J, Ling Z, Yang W, et al. Improving spatial representation of soil moisture by integration of microwave observations and the temperature-vegetation-drought index derived from MODIS products [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2016, 113: 144-154
- [30] Lacava T, Matgen P, Brocca L, et al. A first assessment of the SMOS soil moisture product with in situ and modeled data in Italy and Luxembourg [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2012, 50(5): 1612-1622
- [31] McColl K A, Vogelzang J, Konings A G, et al. Extended triple collocation: estimating errors and correlation coefficients with respect to an unknown target [J]. *Geophysical Research Letters*, 2014, 41(17): 6229-6236
- [32] Liang L, Sun Q, Luo X, et al. Long-term spatial and temporal variations of vegetative drought based on vegetation condition index in China [J]. *Ecosphere*, 2017, 8

(8) :e01919

- [33] Xia L, Zhao F, Mao K, et al. SPI-based analyses of drought changes over the past 60 years in China's major crop-growing areas [J]. *Global Change Biology*, 2018, 22(4):1445-1455

- [34] Yao Y, Liang S, Qin Q, et al. Monitoring drought over the conterminous United States using MODIS and NCEP Reanalysis-2 data [J]. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 2010, 49(8):1665-1680

Temporal and spatial patterns of soil moisture in China based on spatial weight decomposition and downscaling soil moisture products

Meng Xiangjin*, Mao Kebiao***, Meng Fei*, Shi Chunxiang***, Zhao Bing****, Yuan Zijin**

(* School of Surveying and Geo-Informatics, Shandong Jianzhu University, Jinan 250101)

(** Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081)

(*** National Meteorological Information Center, China Meteorological Administration, Beijing 100081)

(**** College of Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590)

Abstract

In response to microwave remote sensing monitoring soil moisture (SM) relatively coarse spatial resolution (10–50 km), combining the advantages of microwave remote sensing in wide range monitoring and the expression of temperature-vegetation drought index on local, based on the negative correlation between temperature vegetation drought index (TVDI) and soil moisture, a spatial weight decomposition model based on TVDI is established to reduce the spatial resolution of AMSR-E, SMOS and AMSR2 microwave remote sensing soil moisture data from 25 km to 10 km to 1 km. The verification results of soil moisture measured by ground meteorological stations show that the product has higher precision in the research time series than the traditional drought index inversion and microwave direct inversion of soil moisture data ($RMSE = 0.10 \text{ m}^3/\text{m}^3$, $MAE = 0.08 \text{ m}^3/\text{m}^3$, $Bias = 0.05 \text{ m}^3/\text{m}^3$, $R = 0.93$). This product is used to study the temporal and spatial variation of soil moisture in China from 2002 to 2016. The results show that soil moisture in China shows cyclical fluctuations in the past 15 years, and shows a downward trend ($b = -0.167$, $R = 0.750$, $P = 0.05$). The north China monsoon region, the south China monsoon region, the Yangtze River Delta region and the Bohai Rim region show a rapid decline trend, while the southern part of the northwest arid region in the northwestern Qinghai-Tibet region has a significant upward trend, which can be summarized as ‘Southern Wet North Dry, West Increase East Minus’. This means that the soil moisture content in China is currently in a small reduction cycle, and in the next few years China will face the risk of increased drought (especially in the summer southeast monsoon region and the north China monsoon region). In different seasons, the soil moisture changes significantly from spring to winter, and the seasonal variation of soil moisture is mainly affected by the precipitation of the earth. The increasing precipitation in the arid regions of Northwest China has led to a certain increase in soil moisture in the region, which will effectively alleviate drought disasters in the arid regions of Northwest China.

Key words: soil moisture (SM), downscaling, spatial and temporal distribution, China, temperature vegetation drought index (TVDI)