文章编号:1001 - 9014(2018)04 - 0459 - 10

DOI:10.11972/j.issn.1001 - 9014.2018.04.014

基于热红外的四种土壤含水量估算方法对比

杨永民[1,2], 邱建秀[3], 苏红波[1], 田 静[1], 张仁华[1]

(1. 中国科学研究院地理科学与资源研究所 陆地水循环及地表过程重点实验室,北京 100101;
2. 中国水利水电科学研究院 防洪抗旱减灾工程技术中心,北京 100038;
3. 中山大学 地理科学与规划学院 广东省城市化与地理环境空间模拟重点实验室,广东 广州 510275)

摘要:基于遥感的区域土壤水分反演是流域水资源规划管理、农作物灌溉制度制定、区域旱情监测、农作物估产等方面的基础.本文对四种可见光/热红外土壤水分反演方法进行评估对比,这四种土壤水分估算方法包括基于温度植被干旱指数(TVDI)的土壤水分估算方法和三种基于蒸散比/潜在蒸散比的土壤水分估算方法(EFM1, EFM2 和 EFM3).基于以上四种土壤水分估算方法,本文使用 ASTER 数据估算了黑河流域中游地区的土壤水分状况,使用研究区内生态水文无线传感器网络和流域水文气象观测站点的土壤水分观测对四个模型进行了验证评估.结果表明,TVDI 方法因其干、湿边确定的经验性,会导致土壤水分估算的误差.而基于蒸散比/潜在蒸散比的土壤水分估算方法会在一定程度改善 TVDI 方法估算的经验性.通过蒸散比/潜在蒸散比的三种方法对比显示基于 EFM1 和 EFM3 方法优于 EFM2 方法.此外,基于热红外的土壤水分估算方法都需要土壤参数信息,土壤参数的不确定性会导致土壤水分估算的误差,高精度的土壤参数会改善基于热红外的土壤水分估算方法的精度.

关 键 词:热红外遥感;土壤水分;黑河流域中游

中图分类号:TP701 **文献标识码**: A

Estimation of surface soil moisture based on thermal remote sensing: Intercomparison of four methods

YANG Yong-Min[1,2], QIU Jian-Xiu[3], SU Hong-Bo[1], TIAN Jing[1], ZHANG Ren-Hua[1]

(1. Key Laboratory of Water Cycle & Related Land Surface Processes, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Beijing 100101, China;
2. Research Center on Flood and Drought Disaster Reduction of the Ministry of Water Resources, China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100038, China;
3. Guangdong Provincial Key Laboratory of Urbanization and Geo-simulation, School of Geography and Planning, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China)

Abstract: Remote sensing-based estimation of soil moisture is crucial in many aspects including basin-scale water resource management, irrigation scheduling, regional scale drought monitoring and crop yield forecasting. In this study, we evaluate the potential of visible/thermal-infrared remote sensing in soil moisture estimation, by assessing the TVDI-based method and three categories of methods based on evaporative fraction/potential evaporation ratio (EFM1, EFM2 and EFM3). In combination with ASTER data set, soil moisture in middle reach of the Heihe River Basin is predicted by the above-mentioned four methods and validated by the ground-based measurements from eco-hydrological wireless sensor network and hydro meteorological observation network in the middle reach of Heihe river basin. Results indicate that uncertainties arise from the empiricism of the TVDI-based method in the process of

收稿日期:2017-07-27,**修回日期**:2018-01-16 **Received date**: 2017-07-27, **revised date**: 2018-01-16

基金项目:中国科学院陆地水循环及地表过程重点实验室开放基金(2015A006),国家自然科学基金(41501415、41501450, 51420105014),中国水利水电科学研究院科研专项(JZ0145B032017),广东省自然科学基金(2016A030310154),中央高校基本科研业务费专项资金(16lgpy06)

Foundation items: Supported by Open Fund of the Key Laboratory of Water Cycle and Related Land Surface Processes, IGSNRR, CAS (2015A006), the National Science Foundation of China (41501415, 41501450, 51420105014), the IWHR Research & Development Support Program (JZ0145B032017), the Natural Science Foundation of Guangdong Province, China (2016A030310154), the Fundamental Research Funds for the Central Universities (16lgpy06)

作者简介(Biography):杨永民,(1986-),男,甘肃白银人,工程师,主要从事卫星遥感在遥感水文要素定量反演、陆面水文模拟、区域旱情监测应用等方面的研究工作. E-mail: starboy1986@126.com

determining dry and wet edges. On the other hand, the evaporation fraction/potential evaporation ratio methods can to some degree reduce the uncertainties, and among the three methods, EFM1 and EFM3 outperform EFM2. In addition, the thermal-infrared based methods require accurate soil parameters to reproduce the variation of soil moisture.

Key words: thermal remote sensing, soil moisture, middle reach of Heihe river basin
PACS: 92.40.Lg

引言

土壤水分是陆地水文循环中的重要状态变量，直接联系土壤-植被-大气各个系统，是调控地-气反馈的最重要参量之一[1-4]. 大范围的土壤水分监测是流域水资源规划管理、农作物灌溉制度制定、区域旱情监测、农作物估产等方面的基础. 基于卫星遥感技术对土壤水分的时空分布进行监测，是近年来定量遥感研究的热点难点问题之一. 基于卫星遥感的土壤水分反演方法按遥感测量手段的不同可分为光学遥感法、主动微波法和被动微波法. 近年来，多传感器联合反演方法正逐渐成为研究的热点[5-8].

光学和热红外协同方法因具有较高的空间分辨率而备受关注. 基于光学和热红外的土壤水分反演方法主要包括如下几类：(1)热惯量法，该方法依赖于土壤水分差异导致的土壤热惰性差异来进行土壤水分反演，热惯量法在裸土区有较好的效果，但在植被覆盖区效果较差[8-9]. (2)特征空间法，特征空间法利用地表温度和植被指数的二维信息，分析土壤水分的空间分布[10]. Carlson 等(1994)、Nemani 和 Running (1989)等揭示了 NDVI 和地表温度呈负相关关系，为基于植被覆盖度/地表温度 (VFC/LST) 特征空间的土壤水分估算开辟了新的途径[11-12]. Sandholt 等(2002)在研究土壤湿度时，发现 LST/NDVI 特征空间中存在土壤湿度等值线，并基于特征空间提出反映区域干、湿状况的温度植被干旱指数(TVDI)[13]. 基于 TVDI 的土壤水分反演方法是特征空间法的代表，被广泛地应用于区域土壤水分估计和旱情监测应用之中. 国内，韩丽娟、王鹏新等(2005)对植被指数-地表温度构成的特征空间进行了阐释[14]. 齐述华等(2005)利用 MODIS 陆面温度和植被指数产品，结合陆-气温差和植被指数计算了全国范围 TVDI 并和土壤含水量进行对比分析，结果表明以陆面温度为基础的旱情监测指标比单纯采用植被指数的指标更为合理[15]. (3)蒸散比/潜在蒸散比法，该方法基于土壤水分和蒸散的密切联系，其核心是建立土壤水分的间接估算方法. 蒸散发的估计是此类方法的基础，蒸散发估计方法的代表包括 SEBAL 模型、METRIC 模型和 TSEB 模型等[16-18]. Scott 等(2003)提出了土壤水分估算的经验方法[19]，此方法被 Hong 等(2016)和 Mohamed 等(2004)应用于区域土壤水分的估算，并取得良好的效果[20-21]. Anderson 等(2007a，b)提出了基于参考蒸散比的土壤水分胁迫方程，用来实现土壤水分的估算[22-23]. Hain 等(2009)使用基于热红外的 ALEXI 模型方法估算了美国奥克拉荷马地区的土壤有效水分，并使用土壤水分观测信息评估了四种基于潜在蒸散的土壤有效水分估计方法，结果显示热红外方法能够有效地提供下垫面的土壤水分状况的指示信息[24]. Hain 等(2011)比较了基于热红外、微波和陆面过程模型 Noah 的多年土壤水分状况，研究结果表明在中度到高密度的植被覆盖区基于热红外的土壤水分可作为被动微波土壤水分的重要补充[25]. 此外，基于蒸散比/参考蒸散比的土壤水分估算方法被应用微波土壤水分的降尺度研究之中[26]. Kim 和 Hogue 提出一种基于地表温度和植被指数的土壤湿度降尺方法(UCLA)，此方法采用 Jiang 和 Islam 提出的蒸散估算方法计算蒸散比作为土壤湿度的降尺度因子[27]. Merlin 等(2010，2012)建立了以可见光/热红外方法为基础的微波土壤水分降尺度方法，降尺度方法的核心是建立土壤蒸发比和土壤水分的关系，进而实现不同尺度的土壤水分转换[28-29].

光学和热红外的协同反演是土壤水分反演的重要方向，近年来基于光学和热红外方法所获得的土壤水分常被用作微波土壤水分的降尺度因子. 但目前基于可见光/热红外的土壤水分估算方法仍然存在较多问题，如模型方法的不确定性、模型关键参数的反演计算和模型的评估等. 针对目前可见光/热红外土壤水分反演方法的不确定性，本文开展基于可见光/热红外的四种土壤水分反演方法的对比研究，并使用黑河流域实验计划生态水文观测网络土壤水分观测数据对模型结果进行评估验证，分析和对比四种方法的优劣，为基于可见光/热红外的地表土壤水分估算提供一定的技术支撑，以期为微波土壤水分的降尺度研究提供支撑，为未来区域高时空分辨率土壤水分的融合和估算奠定基础.

1　模型方法

1.1　基于 TVDI 的土壤水分估算方法

地表温度和 NDVI 特征空间包含了不同水分状况下的植被和土壤的组合,Nemani 和 Running (1989)等揭示了 NDVI 和地表温度呈负相关关系,为基于 VFC/LST 特征空间的土壤水分估算开辟了新的途径. Carlson 等(2007)等认为 NDVI 和地表温度的散点空间可以用一个三角形来描述[30]. 一个简单的 NDVI/LST 特征空间如图 1 所示. 在特征空间中在 X 轴方向,植被指数从最小值变化到最大值,地表覆盖从裸土逐渐过渡到完全覆盖的植被;在 Y 轴方向,对于相同的植被指数情况,不同像元的地表温度可以按照高低顺次排序,最上面的那条线代表不同过渡情况的植被指数所对应的最高的地表温度和最低的土壤水分,常被称为“干边”;而最下面的线代表不同过度情况下的植被指数所对应的最低的地表温度和最高的土壤水分,常被称为“湿边”. 特征空间包含了不同的土壤水分状况和植被覆盖的像元,在特征空间中,NDVI 值较大的像元地表温度较低,土壤供水充足,因而这些像元通常具有较大的蒸腾量. 而反之,NDVI 值较低的像元通常地表温度较高,土壤水分不足,因而这些像元通常具有较小的蒸发量. 基于此,Sandholt 等(2002)提出利用地表温度和 NDVI 特征空间来计算土壤水分胁迫信息的植被干旱指数(TVDI)[13]:

$$\mathrm{TVDI} = \frac{a}{a+b} = \frac{T_s - T_{\mathrm{smin}}}{T_{\mathrm{smax}} - T_{\mathrm{smin}}} \quad , \quad (1)$$

其中,a 为“干边”和估算点的温差,b 为估算点和“湿边”的温差. T_s 为估算点的地表温度,T_{smin} 为对应覆盖度下的“湿边”地表温度,T_{smax} 为对应的“干边”地表温度. 基于 TVDI 的表层土壤水分估算方法如下:

$$\theta = (1 - \mathrm{TVDI})(\theta_{\max} - \theta_{\min}) + \theta_{\min} \quad , \quad (2)$$

其中,θ 为估算的表层土壤水分,$\theta_{\max}$ 为表层土壤水分的最大值,使用田间持水量来代替,$\theta_{\min}$ 为表层土壤水分的最小值,使用凋萎含水量来代替.

温度植被干旱指数(TVDI)为基于 NDVI/LST 特征空间的土壤水分估算开辟了新的途径,特征空间“干边”和“湿边”的确定极为重要,常通过分析 NDVI/LST 散点图进行确定. 本文采用 Su 等(2011)提出的算法来实现特征空间的“干边”和“湿边”定位[31]. 现将此方法进行详述:首先对于两个参数构建的散点空间 $x-y$,根据需要将 x 和 y 等距分为一系列的小区间. 然后,对于每个 x 小区间,使用排序办法寻找到最大和最小的 y 值,此过程可使用经典的冒泡排序实现. 最后,使用寻找到的最大 y 值的集合,结合其所对应的 x 值的集合,使用线性拟合的办法确定散点空间的“干边”. 使用同样的方法可以确定散点空间模型的“湿边”.

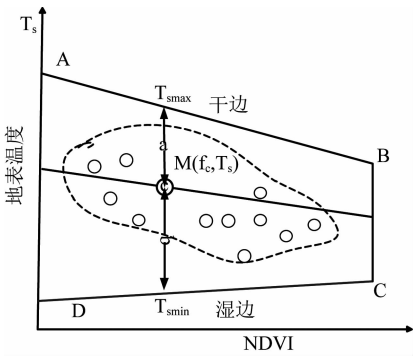


图 1　NDVI/LST 特征空间示例

Fig. 1　Illustration of NDVI/LST feature space

1.2　基于蒸散比/潜在蒸散比法的土壤水分估算方法

基于蒸散比/潜在蒸散比的土壤水分估算方法通常使用遥感蒸散模型估算的蒸发比或潜在蒸散比作为土壤水分估算的因子,本文中使用双源遥感蒸散模型(TSEB-PT)来实现蒸发比和潜在蒸散比的估算. 下面小节将简述 TSEB-PT 模型的基本原理和基于蒸散比/潜在蒸散比法的土壤水分估算模型.

1.2.1　双源遥感模型方法

双源遥感蒸散模型(TSEB-PT)由 Norman 等(1995)提出,使用热红外遥感获得的地表温度来分别估算土壤蒸发和植被蒸腾,此模型方法由 Kustas 和 Norman 等(1999,2000)进行了持续的改进,包括对土壤阻抗方程的修订和净辐射能量的分割[18,32,33]. 双源遥感模型中将净辐射分配给土壤和植被两个组分,双源遥感模型的能量平衡方程如下所示:

$$R_n = R_{ns} + R_{nc} = H + LE + G \quad , \quad (3)$$

其中,R_n 为净辐射($\mathrm{W/m^2}$),R_{ns} 和 R_{nc} 为土壤和植被组分的净辐射($\mathrm{W/m^2}$),H 和 LE 为感热和潜热通量($\mathrm{W/m^2}$). 对于土壤和植被组分的能量平衡方程可分别表述如下:

$$R_{ns} = H_s + LE_s + G \quad , \quad (4)$$

$$R_{nc} = H_c + LE_c \quad , \quad (5)$$

其中 H_c 和 H_s 为植被和土壤组分的感热通量(W/

m^2),LE_s 和 LE_c 为土壤和植被组分的潜热通量(W/m^2). G 为土壤热通量(W/m^2),使用如下方法进行参数化:

$$G = R_{ns}\{a \cdot \cos[\frac{2\pi}{b}(t+c)]\} \quad , \quad (6)$$

其中 t 为太阳时角,a 为土壤热通量日振幅,b 为相位长度,c 为偏移值. 本文中 a 取值为 0.15,b,c 和 t 的取值使用 Colaizzi 等(2012) 的推荐值[34]. TSEB-PT 模型的求解过程如下:首先使用 Priestley-Taylor 公式对植被组分的蒸腾(LE_c)进行初始化,进而根据能量平衡方程实现对土壤组分蒸发(LE_s)的求解. 在求解过程中,Priestley-Taylor 系数不断降低,直至土壤组分蒸发估算结果符合实际. 关于 TSEB-PT 模型的更多细节,可参考 Norman 等(1995)的文章[18].

TSEB-PT 完成求解后,可分别计算获得蒸发比(EF)和参考蒸发比(F_{PET}):

$$EF = LE/(LE + H) \quad , \quad (7)$$

$$F_{PET} = LE/PET \quad , \quad (8)$$

其中,PET 为潜在蒸散,本文中使用 Priestley-Taylor 公式计算.

1.2.2 土壤水分估算方法

基于蒸散比/潜在蒸散比的土壤水分估算方法受到学者们的持续关注. Bastiaanssen (2000) 使用两套大型陆面试验数据分析了土壤水分和蒸发比的关系,提出了估算土壤水分的经验模型[35]. Scott 等(2003)对 Bastiaanssen 等提出的经验模型进行了修订,提出估算土壤水分的如下模型方法[19]:

$$\theta = \theta_c \exp((EF - 1.0)/0.42) \quad , \quad (9)$$

其中,θ 为估算的土壤水分, EF 为蒸发比,通过 1.2.1 节介绍的 TSEB-PT 模型计算获得. θ_c 被 Scott 等定义为饱和含水量,但是我们在模型分析中发现这样会造成土壤含水量的严重高估,因此,在本文中使用田间持水量来确定 θ_c. 此模型方法随后被称为 EFM1.

Anderson 等(2007a,b)提出使用基于 Logistic 函数的土壤水分胁迫方程来估算表层的土壤含水量,这个模型的关键是建立潜在蒸散比和土壤水分可供给率之间的关系,模型方法如下[22-23]:

$$\theta = F_{AW}(\theta_{fc} - \theta_{wp}) + \theta_{wp} \quad , \quad (10)$$

$$F_{AW} = \frac{1}{-\mu}\ln\left[\frac{W_0 W_f - W_0 W}{W(W_f - W_0)}\right] \quad , \quad (11)$$

$$W = e^F \mathrm{PET} \ln(W_f) \quad , \quad (12)$$

其中,W_0 和 W_f 为控制 Logistic 曲线的初始值和终值,μ 为控制曲线变化的因子. 在本文研究中 W_0 为 1,W_f 为 800,μ 取值为 9.8. θ_{fc} 和 θ_{wp} 分别田间持水量和凋萎含水量. 此模型方法随后被称为 EFM2.

Merlin 等(2010,2012) 提出一种微波土壤水分降尺度的模型方法(DisPATCh),该方法的核心是基于热红外方法计算的高分辨率的土壤水分指标作为粗分辨率微波土壤水分的降尺度因子[28-29]. Merlin 等提出的降尺度方法中,使用 Lee 和 Pielke 等(1992)提出的方法来计算高分辨率的土壤水分,模型方法如下[36]:

$$\theta = \begin{cases} \frac{\theta_{fc}}{\pi}\arccos(1.0 - 2EF^{0.5}), EF < 1.0 \\ \theta_{fc}, EF \geqslant 1.0 \end{cases} \quad , \quad (13)$$

其中,θ_{fc} 为田间持水量. 此模型方法随后被称为 EFM3.

2 研究区域概况及数据

黑河流域位于甘肃省河西走廊中部,是我国西北地区第二大内陆河流域,流域面积约 1.3×10^5 km^2,流域东部与石羊河流域相邻,西边与疏勒河流域相接. 黑河发源于祁连山区,最终汇集于东、西居延海,流域横跨青海省、甘肃省和内蒙古自治区. 流域自南向北可划分为三部分:上游祁连山区,中游农业灌溉区域和下游平原区. 流域上游高程范围在 3 000 ~ 5 000 m 之间,为流域的主要产流区域. 流域中游分布有重要的农业绿洲区域,大部分的径流都被消耗于灌溉,中游地区的地形相对平坦,高程范围在 1 500 ~ 1 900 m 之间. 流域下游主要为沙漠、戈壁所覆盖,生态环境脆弱,年降水量仅为 40 mm.

2012 ~ 2015 年,黑河流域生态-水文过程综合遥感观测联合试验(简称 HiWATER)在黑河流域发起,以黑河流域已经建立的观测系统为基础,开展卫星和航空遥感及地面观测互相配合的多尺度综合观测试验. 试验的总体目标是提升对流域生态和水文过程的观测能力,建立国际领先的流域观测系统,提高遥感在流域生态-水文集成研究和水资源管理中的应用能力[37]. HiWATER 实验的详细介绍可参见 HiWATER 试验的网站(http://hiwater.westgis.ac.cn).

本文的模型构建和验证数据包括卫星遥感数据、气象数据和地面土壤水分观测数据,数据来源为黑河计划数据管理中心. 卫星遥感数据为黑河试验期获取的 ASTER 影像,使用了 2012 年 6 月 24 日,

2012 年 7 月 10 日, 2012 年 8 月 2 日, 2012 年 8 月 18 日,2012 年 8 月 27 日和 2012 年 9 月 12 日六天的 ASTER 数据,对 ASTER 卫星数据进行大气订正和几何校正处理,此外,对可见光产品进行重采样,使其和地表温度产品统一的分辨率. 地表温度卫星遥感产品使用黑河生态水文遥感试验黑河流域中游 ASTER 地表温度和地表发射率数据集. 气象数据来源于黑河中游地区的水文气象观测网络,观测站点包括张掖绿洲的大满超级站以及绿洲周边神沙窝、花寨子、戈壁与湿地 4 个普通站和 17 个自动气象站,观测项目包括:辐射四分量、降水、空气温、湿度和土壤温、湿度. 地面土壤水分观测数据集包括来源于中游地区流域水文气象观测站点和黑河试验中游地区搭建的生态水文无线传感器网络. 收集了两个观测网络(WATERNET 和 BNUNET)2012 年土壤水分数据集. 其中 WATERNET 包含 50 个观测节点,包含 4 cm 和 10 cm 两层 Hydro probe II 探头,观测土壤水分、土壤温度、电导率及复介电常数等主要变量. BNUNET 包括 75 个观测节点,每个 BNUNET 观测节点包含 4 cm、10 cm 和 20 cm 深度的 3 层土壤温度探头和 4 cm 深度的 1 层土壤水分探头,观测频率为 10 min 一次. 研究区及实验站网布设见图 2 所示. 由于热红外方法估算的土壤水分为表层土壤水分,本文使用两个传感器网络 4 cm 的观测值作为验证数据. 土壤参数信息使用黑河流域数字土壤制图产品关键土壤水文属性分布数据集,数据集的空间分辨率为 90 m,数据内容包括饱和含水量、田间持水量、凋萎含水量和饱和导水率. 关于实验的详细介绍、无线传感器的搭建和试验开展方面的介绍可参考李新、晋锐等的文章[37-38].

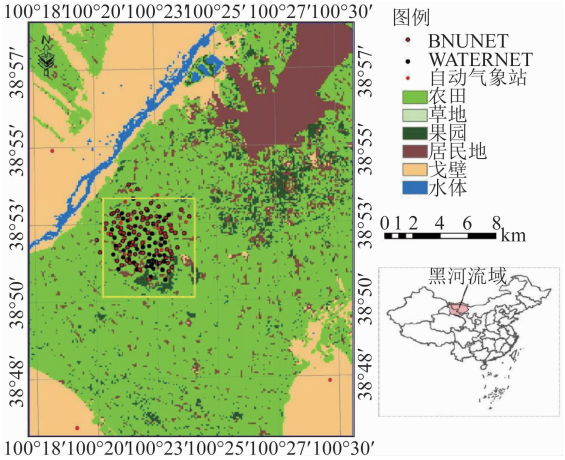


图 2　研究区及实验站网布设

Fig. 2　Study area and spatial distribution of experimental network

3　结果与分析

3.1　蒸发比估算结果分析

遥感蒸散模型是基于蒸散比/潜在蒸散比的土壤水分估算方法的基础,遥感蒸散模型精度将影响土壤水分估算的结果. 本文使用 Norman 等提出的 TSEB-PT 模型来实现蒸发比和潜在蒸发比的计算. 为评估 TSEB-PT 模型的精度,本文使用黑河中游通量观测矩阵的观测数据来对模型估算结果进行评估. 依据 Choi 等(2009)和 Gonzalez-Dugo 等(2009)的研究,选择通量站点附近 300 m × 300 m 的足迹区的平均值与站点观测值进行对比[39-40]. 基于 TSEB-PT 的净辐射、土壤热通量、潜热通量和感热通量估算结果的对比验证见图 3. TSEB-PT 对净辐射的模拟结果较好,21 个通量站点观测净辐射的观测平均值为 641 W/m^2, 模型模拟的平均值为 620 W/m^2,偏差为 −21 W/m^2. 土壤热通量的估算是遥感蒸散模型的难点,存在一定的误差,均方根误差为 32.49 W/m^2. TSEB-PT 对潜热通量和感热的通量模拟效果较好,潜热通量的均方根误差为 68.58 W/m^2,偏差为 22 W/m^2,感热通量的均方根误差为 59.72 W/m^2,MAD 为 53.74 W/m^2. 黑河流域生态—水文过程综合遥感观测联合试验数据常被用于蒸散模型的改进和验证研究,Huang 等基于改进的 SEBS 模型使用 ASTER 数据估算了黑河流域地表通量,验证结果表感热通量的均方根误差为 79.8 W/m^2,潜热通量的均方根误差为 84.1W/m^2[41]. Huang 等估算的晴空天数和本研究类似,与其估算结果相比,本文的通量估算结果优于 Huang 等单层模型的估算结果. 基于以上分析表明 TSEB-PT 能够可靠地实现净辐射、土壤热通量、潜热通量和感热通量的模拟.

蒸发比和潜在蒸散比的准确获取是基于能量平衡模型方法实现土壤水分估算的核心,本文使用通量矩阵观测数据进一步实现对蒸发比估算结果的验证和评估. 图 4 为 TSEB-PT 估算的蒸发比和对应的通量站点的蒸发比的对比验证结果. 从图中可以看出,TSEB-PT 估算的蒸发比和地面观测结果吻合较好,散点聚集在 1:1 线附近. 蒸发比模型估算的偏差为 0.1,相关系数(R)为 0.86,无偏均方根误差(ubRMSE)为 0.13,均方根误差(RMSE)为 0.16. 通过验证对比表明 TSEB-PT 模型能够较好地实现蒸发比的估算,估算结果和地面观测结果接近,可以使用模型估算的蒸发比进一步分析土壤水分的估算

结果.

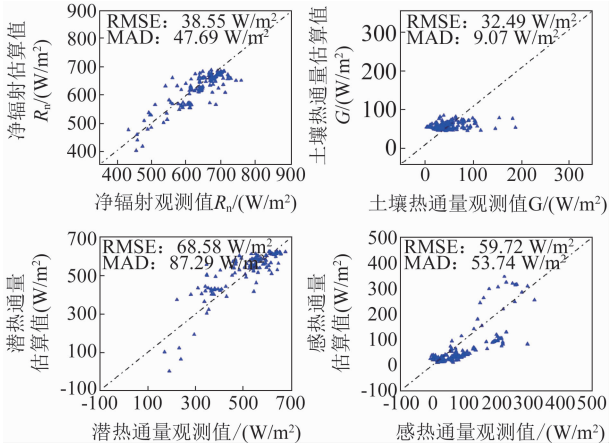


图3 基于TSEB-PT的净辐射、土壤热通量和地表通量估算结果验证

Fig. 3 Validation of net radiation, soil heat flux and surface fluxes derived from TSEB-PT

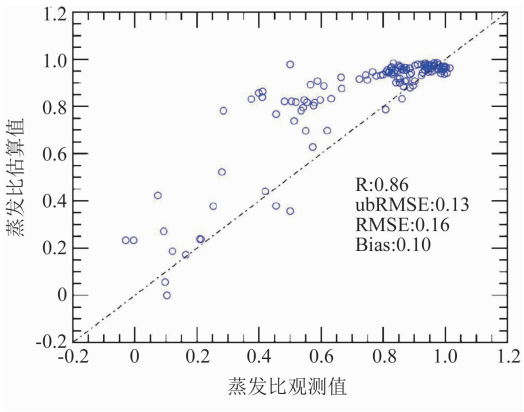


图4 基于TSEB-PT的蒸发比估算结果对比验证

Fig. 4 Validation of evaporative fraction derived from TSEB-PT

3.2 土壤水分估算结果对比分析

本文使用ASTER数据基于四种热红外土壤水分估算方法计算了黑河流域中游地区的土壤水分. 为验证和分析四种模型方法的精度和可靠性,使用黑河流域生态—水文过程综合遥感观测联合试验WATERNET、BNUNET生态水文观测网络和中游地区流域水文气象观测站的土壤水分数据对模型结果进行对比验证. 图5展示了四种土壤水分估算方法的对比验证结果. 表1为所有估算天数的站点观测值和对应像元点的模型估算结果的统计评价结果. 四种方法都能够较好地实现土壤水分的估算,均方根误差都小于0.042 m^3/m^3. 四个模型方法都不同程度的高估了土壤水分,其中,TVDI法和EFM2方法高估最为严重,Bias分别为0.027 m^3/m^3和0.019 m^3/m^3. 以无偏均方根误差和R作为评价指标,EFM1和EFM3方法的土壤水分估算结果优于其他两个模型.

为了进一步分析四个模型对于土壤水分估算的效果,对每天的土壤水分进行评估,统计对比结果见表2. 基于TVDI的土壤水分模拟方法对六天的土壤水分估算存在较大差异. TVDI方法对8月2日和8月18日的土壤水分估算较好,R分别为0.423和0.415,相应的ubRMSE为0.031和0.034 m^3/m^3. 但对6月24日,7月10日和8月27日的土壤水分估算存在较大偏差,R分别为0.07,0.201和0.249,RMSE为0.076,0.039和0.046 m^3/m^3. 7月6日黑河中游降水10 mm左右,在一定程度上导致7月10日特征空间干、湿边较难确定. 基于TVDI的方法依赖于NDVL/LST特征空间的确定,干、湿边的确定对模型结果影响很大. 本文采用Su等提出的拟合方法获取,在一定程度上杜绝了人为选择极限干、湿点的主观性,但是这种方法依赖于特征空间的散点分布,并不一定能够实现理论干边和湿边的确定,这是导致这两天土壤水分估算不准确的原因. 无雨的情况下地表干湿状况差异较大,故干、湿边选择较准确,TVDI方法模拟结果的符合实际.

基于蒸发比的土壤水分估算模型方法在一定程度上改善了TVDI方法需要选取干、湿边的不确定性,但三个模型的估算结果存在明显的差异. EFM1方法为基于蒸发比的e指数模型方法,EFM1方法能够较好地实现土壤水分的估算. 相比TVDI方法,EFM1对土壤水分的估算更为可靠,R从0.371提高到0.467. EFM2方法为Anderson等提出的基于Logistic函数的土壤水分估算方法,通过评估发现EFM2方法对土壤水分都存在高估现象,对六天的土壤水分估算都劣于EFM1方法. EFM3方法为Lee和Pielke等提出的估算模型方法,被Merlin等应用于微波土壤水分的降尺度研究中. 本文的评价结果表明EFM3方法能够实现土壤水分的估算,估算精度优于EFM1方法和TVDI方法.

3.3 土壤水分空间分布、模型精度及讨论

为进一步分析基于热红外的土壤水分的空间分布格局,图6展示了基于四种土壤水分估算方法计算得到的土壤水分空间分布情况. 总体上,四种土壤水分空间制图都能较好地反映黑河中游地区的土壤水分的大体格局,中游绿洲区主要为灌溉农田,土壤水分较高;绿洲周边为沙漠和戈壁,降水是这些区域

表 1　四种土壤水分估算方法对比验证统计结果

Table 1　Validation statistics of the four methods for soil moisture estimation

	R	ubRMSE (cm^3/cm^3)	RMSE (cm^3/cm^3)	Bias (cm^3/cm^3)
TVDI	0.371	0.038	0.047	0.027
EFM1	0.467	0.041	0.042	0.009
EFM2	0.406	0.037	0.042	0.019
EFM3	0.459	0.037	0.037	0.003

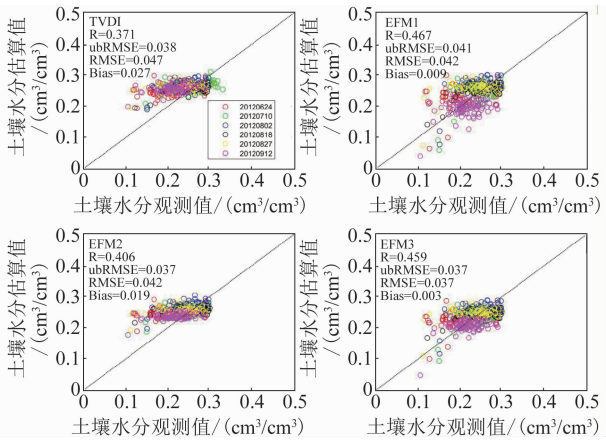


图 5　四种土壤水分估算方法对比验证

Fig. 5　Validation scatter plot of the four methods for soil moisture estimation

土壤水分的仅有补给,土壤水分远低于绿洲区域. 四个土壤水分反演方法计算的土壤水分格局也存在一定的差异. TVDI 方法和 EFM2 方法空间格局比较相似,估算得到的南部沙漠和戈壁区的土壤水分结果明显高于 EFM1 和 EFM3 方法. EFM1 方法和 EFM3 方法能有效地反映出绿洲内部的干、湿变化,细节更为丰富. EFM2 方法在裸土区的土壤水分估算结果明显高于其他两个基于蒸发比的方法. 为分析这一问题的原因,图 7 对三种蒸发比/潜在蒸发比的模型方法进行制图表达,在蒸发比较小时 EFM2 方法的估算结果明显高于 EFM1 和 EFM3. 黑河中游绿洲周边的沙漠戈壁蒸发比较小,使用 EFM2 方法估算结果高于其他两个模型方法.

采用四种土壤水分估算方法,使用 ASTER 数据进行了黑河流域中游地区的土壤水分估算研究,并使用黑河流域生态—水文过程综合遥感观测联合试验土壤水分观测数据集对模型结果进行了评估. 四个方法都能不同程度地实现区域土壤水分的估算. 其中, TVDI 方法简单易用,不需要额外的气象要素的输入,可操作性强,而基于蒸发比/潜在蒸散比的土壤水分估算方法,需要额外的气象要素等变量的输入,在一定程度上限制了其可操作性. 本文的对比研究显示 TVDI 方法在土壤水分估算上并不稳定,在六天的土壤水分估算中并不稳定. TVDI 方法依赖于特征空间的确定,区域干、湿的变化会导致特征空间干、湿边确定的误差,进而导致土壤水分估算的误差. Moran(1994)和 Zhang 等(2005)提出确定特征空间的理论方法,未来可使用这一方法对 TVDI 方法进行改进研究[42,43]. EFM1, EFM2, EFM3 方法为基于蒸发比的土壤水分估算方法,蒸发比的估算精度将会影响三个模型土壤水分估算的精度,本文使用经典的 TSEB-PT 模型方法进行了黑河流域中游地表通量和蒸发比的计算,通过黑河实验通量观测的验证对比表明 TSEB-PT 能够可靠地实现蒸发比

表 2　四种土壤水分估算方法四天土壤水分估算验证统计

Table 2　Validation statistics of the four methods for soil moisture estimation on the selected four days

		2010/6/24	2012/7/10	2012/8/2	2012/8/18	2012/8/27	2012/9/12
TVDI	*R*	0.070	0.201	0.423	0.415	0.249	0.350
	RMSE (m^3/m^3)	0.076	0.039	0.034	0.034	0.046	0.053
	ubRMSE (m^3/m^3)	0.044	0.031	0.031	0.034	0.038	0.031
	Bias (m^3/m^3)	0.062	0.024	0.013	0.006	0.026	0.043
EFM1	*R*	0.246	0.373	0.499	0.517	0.392	0.302
	RMSE (m^3/m^3)	0.058	0.038	0.036	0.032	0.044	0.041
	ubRMSE (m^3/m^3)	0.049	0.036	0.034	0.032	0.038	0.035
	Bias (m^3/m^3)	0.032	0.013	0.012	0.001	0.022	−0.021
EFM2	*R*	0.210	0.215	0.353	0.296	0.271	0.331
	RMSE (m^3/m^3)	0.063	0.033	0.035	0.035	0.043	0.038
	ubRMSE (m^3/m^3)	0.043	0.030	0.032	0.035	0.038	0.032
	Bias (m^3/m^3)	0.046	0.015	0.012	0.002	0.021	0.022
EFM3	*R*	0.243	0.347	0.468	0.461	0.360	0.343
	RMSE (m^3/m^3)	0.053	0.032	0.032	0.034	0.039	0.034
	ubRMSE (m^3/m^3)	0.045	0.032	0.032	0.033	0.037	0.033
	Bias (m^3/m^3)	0.028	0.003	0.002	−0.009	0.011	−0.009

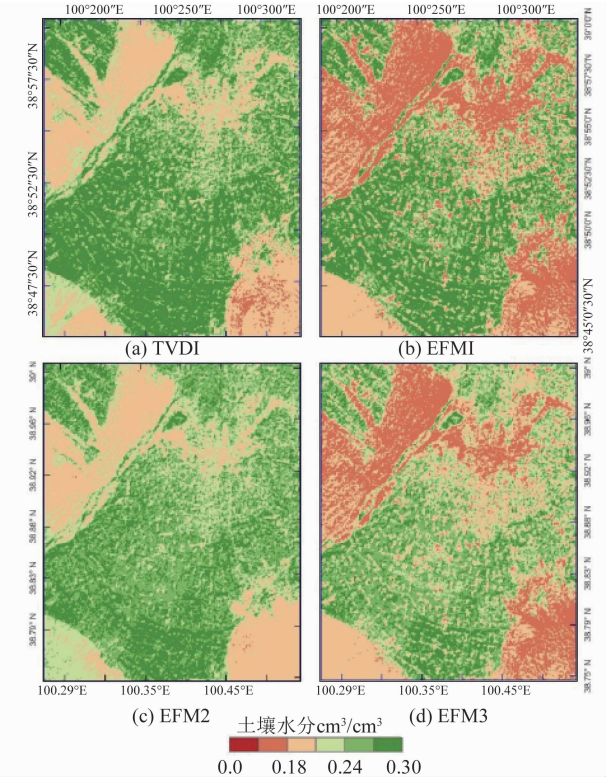


图 6 基于 ASTER 数据的黑河中游地区土壤水分空间分布(2012 年 7 月 10 日)(a) TVDI 方法,(b) EFM1 方法,(c)EFM2 方法,(d) EFM3 方法

Fig. 6 Spatial distribution of soil moisture estimations based on ASTER in the middle reach of Heihe river basin on July 10th of 2012 deriving from: (a) TVDI, (b) EFM1, (c) EFM2, (d) EFM3

的计算. 基于蒸散比/潜在蒸散比的土壤水分估算方法被 Merlin 等(2012)用于建立粗分辨率的被动微波土壤水分的降尺度因子,并取得了成功[29]. 本文对三个方法进行对比验证,结果表明 EFM3 和 EFM1 方法优于 EFM2 方法. 此外,土壤参数的不确定性会对四种模型方法产生影响. 四个土壤水分估算模型都需要土壤参数的输入,主要包括田间持水量和凋萎含水量. 土壤参数对四个模型的结果都将产生很大影响,本文使用黑河流域数字土壤制图产品关键土壤水文属性分布数据集进行土壤水分的估算研究. 目前,区域尺度高精度的土壤制图仍然缺乏,目前公开共享的全国尺度的土壤参数制图为 1 km,更精细的土壤制图产品将会改善土壤水分的反演精度.

4 结论

以热红外遥感的四种土壤水分估算方法,使用 ASTER 数据估算了黑河流域中游地区的土壤水分状况,并使用生态水文无线传感器网络和中游地区

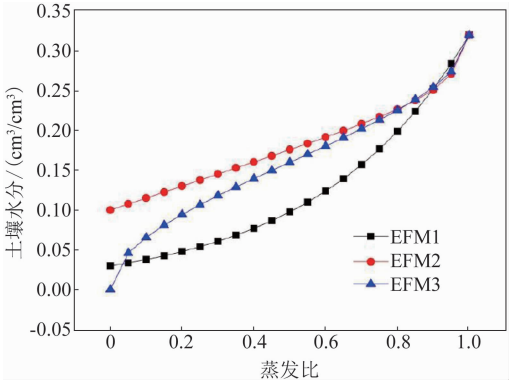


图 7 基于蒸发比/潜在蒸散比的三种土壤水分估算方法图示

Fig. 7 Illustration of soil moisture estimation based on evaporative fraction/potential evaporation ratio

流域水文气象观测站点的土壤水分观测数据对四个模型方法进行了验证评估. 结果表明:TVDI 方法因其干、湿边确定的经验性,会导致土壤水分估算的误差. 基于能量平衡的模型方法在一定程度上能够改善 TVDI 方法估算的不确定性,对比分析三种方法显示 EFM3 和 EFM1 方法优于 EFM2 方法. 基于热红外的土壤水分因其空间分辨率优于微波土壤水分而备受期待和关注,目前的基于热红外的土壤水分估算方法都需要下垫面的土壤参数支撑,目前这一信息还很缺乏,高精度的土壤参数会改善基于热红外的土壤水分估算方法的精度,高时空分辨率的土壤水分遥感估算仍然存在挑战.

References

[1] Koster R D, Suarez M J. Soil moisture memory in climate models[J]. *Journal of hydrometeorology*, 2001, **2**: 558 - 570.

[2] Legates D R, Mahmood R, Levia D F, *et al*. Soil moisture: A central and unifying theme in physical geography[J]. *Progress in Physical Geography*, 2011, **35**: 65 - 86.

[3] Rodriguez - Iturbe I, D´odorico P, Porporato A, *et al*. On the spatial and temporal links between vegetation, climate, and soil moisture[J]. *Water Resources Research*, 1999, **35**: 3709 - 3722.

[4] Seneviratne S I, Corti T, Davin E L, *et al*. Investigating soil moisture - climate interactions in a changing climate: A review[J]. *Earth-Science Reviews*, 2010, **99**: 125 - 161.

[5] Ahmadalipour A, Moradkhani H, Yan H, *et al*. Remote sensing of drought: Vegetation, soil moisture, and data assimilation[J]. In *Remote sensing of hydrological extremes*, Springer: 2017; pp 121 - 149.

[6] Mohanty B P, Cosh M H, Lakshmi V, *et al*. Soil moisture remote sensing: State-of-the-science[J]. *Vadose Zone Journal*, 2017, DOI: 10.2136/vzj2016.10.0105.

[7] Peng J, Loew A. Recent advances in soil moisture estimation from remote sensing[J]. *Multidisciplinary Digital Pub-*

lishing Institute, 2017, DOI: 10.3390/w9070530.
[8] Zhang D, Zhou G. Estimation of soil moisture from optical and thermal remote sensing: A review[J]. *Sensors*, 2016, **16**:1308.
[9] Price J C. The potential of remotely sensed thermal infrared data to infer surface soil moisture and evaporation[J]. *Water Resources Research*, 1980, **16**:787 - 795.
[10] Petropoulos G, Carlson T, Wooster M, *et al*. A review of ts/vi remote sensing based methods for the retrieval of land surface energy fluxes and soil surface moisture[J]. *Progress in Physical Geography*, 2009, **33**:224 - 250.
[11] Carlson T N, Gillies R R, Perry E M. A method to make use of thermal infrared temperature and ndvi measurements to infer surface soil water content and fractional vegetation cover[J]. *Remote sensing reviews*, 1994, **9**:161 - 173.
[12] Nemani R R, Running S W. Estimation of regional surface resistance to evapotranspiration from ndvi and thermal-ir avhrr data[J]. *Journal of Applied meteorology*, 1989, **28**: 276 - 284.
[13] Sandholt I, Rasmussen K, Andersen J. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status[J]. *Remote Sensing of environment*, 2002, **79**:213 - 224.
[14] HAN Li-Juan, WANG Peng-Xin, WANG Jin-Di, *et al*. Study on the VI-LST characteristic space[J]. *Science in China*(*Series D*)(韩丽娟,王鹏新,王锦地,等. 植被指数—地表温度构成的特征空间研究. **中国科学:D 辑**), 2005, **35**:371 - 377.
[15] QI Su-Hua, LI Gui-Cai, WANG Chang-Yao, *et al*. Study on monitoring drought in China using MODIS products [J]. *Advances in Water Science*(齐述华, 李贵才, 王长耀, 等. 利用 MODIS 数据产品进行全国干旱监测的研究. **水科学进展**),2005, **16**(1): 56 - 61.
[16] Allen R G, Tasumi M, Trezza R. Satellite-based energy balance for mapping evapotranspiration with internalized calibration (metric)—model[J]. *Journal of irrigation and drainage engineering*, 2007, **133**:380 - 394.
[17] Bastiaanssen W G, Menenti M, Feddes R, *et al*. A remote sensing surface energy balance algorithm for land (sebal). 1. Formulation[J]. *Journal of hydrology*, 1998, **212**:198 - 212.
[18] Norman J M, Kustas W P, Humes K S. Source approach for estimating soil and vegetation energy fluxes in observations of directional radiometric surface temperature[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 1995, **77**:263 - 293.
[19] Scott C A, Bastiaanssen W G, Ahmad M. -u. -D. Mapping root zone soil moisture using remotely sensed optical imagery[J]. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 2003, **129**:326 - 335.
[20] Hong S-h., Lenth K, Aumer R, *et al*. Spatial variability of sebal estimated root-zone soil moisture across scales[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2016, **37**:4838 - 4853.
[21] Mohamed Y, Bastiaanssen W, Savenije H. Spatial variability of evaporation and moisture storage in the swamps of the upper nile studied by remote sensing techniques[J]. *Journal of hydrology*, 2004, **289**:145 - 164.
[22] Anderson M C, Norman J M, Mecikalski J R, *et al*. A climatological study of evapotranspiration and moisture stress across the continental united states based on thermal remote sensing: 1. Model formulation[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2007, 112: DOI: 10.1029/2006JD007506.
[23] Anderson M C, Norman J M, Mecikalski J R, *et al*. A climatological study of evapotranspiration and moisture stress across the continental united states based on thermal remote sensing: 2. Surface moisture climatology[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2007, 112: DOI: 10.1029/2006JD007507.
[24] Hain C R, Mecikalski , Anderson M C. Retrieval of an available water-based soil moisture proxy from thermal infrared remote sensing. Part i: Methodology and validation [J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2009, **10**:665 - 683.
[25] Hain C R, Crow W T, Mecikalski J R, *et al*. An intercomparison of available soil moisture estimates from thermal infrared and passive microwave remote sensing and land surface modeling[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2011, 116: DOI: 10.1029/2011JD015633
[26] Peng J, Loew A, Merlin O, *et al*. A review of spatial downscaling of satellite remotely sensed soil moisture[J]. *Reviews of Geophysics*, 2017.
[27] Kim J, Hogue T S. Improving spatial soil moisture representation through integration of amsr-e and modis products [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, **50**: 446 - 460.
[28] Merlin O, Al Bitar A, Walker J P, *et al*. An improved algorithm for disaggregating microwave-derived soil moisture based on red, near-infrared and thermal-infrared data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, **114**:2305 - 2316.
[29] Merlin O, Rudiger C, Al Bitar A, *et al*. Disaggregation of smos soil moisture in southeastern australia[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, **50**: 1556 - 1571.
[30] Carlson T. An overview of the" triangle method" for estimating surface evapotranspiration and soil moisture from satellite imagery[J]. *Sensors*, 2007, **7**:1612 - 1629.
[31] Su H, Tian J, Chen S, *et al*. In a new algorithm to automatically determine the boundary of the scatter plot in the triangle method for evapotranspiration retrieval[C]. *Geoscience and Remote Sensing Symposium* (*IGARSS*), 2011 *IEEE International*, 2011, pp 2817 - 2820.
[32] Kustas W P, Norman J M. Evaluation of soil and vegetation heat flux predictions using a simple two-source model with radiometric temperatures for partial canopy cover[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 1999, **94**:13 - 29.
[33] Kustas W P, Norman J M. A two-source energy balance approach using directional radiometric temperature observations for sparse canopy covered surfaces[J]. *Agronomy Journal*, 2000, **92**: 847 - 854.
[34] Colaizzi P D, Kustas W P, Anderson M C, *et al*. Two-source energy balance model estimates of evapotranspiration using component and composite surface temperatures[J]. *Advances in Water Resources*, 2012, **50**:134 - 151.
[35] Bastiaanssen W G, Molden D J, Makin I W. Remote sensing for irrigated agriculture: Examples from research and possible applications[J]. *Agricultural water management*, 2000, **46**:137 - 155.
[36] Lee T J, Pielke R A. Estimating the soil surface specific humidity[J]. *Journal of Applied Meteorology*, 1992, **31**: 480 - 484.

(下转第 476 页)