

DOI:10.13476/j.cnki.nsbtdqk.2020.0073

朱彦儒,赵红莉,黄艳艳,等.基于双指数联合模型的土壤含水量反演:以河北省为例[J].南水北调与水利科技(中英文),2020,18(4):71-80. ZHU Y R, ZHAO H L, HUANG Y Y, et al. Soil water content inversion based on double-index combined model: Taking Hebei Province as an example[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2020, 18(4): 71-80. (in Chinese)

# 基于双指数联合模型的土壤含水量反演

——以河北省为例

朱彦儒<sup>1,2,3,4</sup>, 赵红莉<sup>4</sup>, 黄艳艳<sup>4</sup>, 蒋云钟<sup>4</sup>, 段浩<sup>4</sup>, 郝震<sup>4,5</sup>

- (1. 兰州交通大学 测绘与地理信息学院, 兰州 730070; 2. 地理国情监测技术应用国家地方联合工程研究中心, 兰州 730070; 3. 甘肃省地理国情监测工程实验室, 兰州 730070; 4. 中国水利水电科学研究院 水资源研究所, 北京 100038; 5. 大连理工大学 建设与工程学部, 辽宁 大连 116024)

**摘要:**针对温度植被干旱指数特征空间的非线性现象,研究以 Modis 数据为数据源,以河北省为研究区,通过引入表观热惯量,提出双指数联合(DICIM)的土壤含水量反演模型用以改进 TVDI 指数特征空间的非线性问题。研究分别采用 TVDI 和 DICIM 模型对 6 月上中旬的土壤含水量进行反演,对比低植被区土壤含水量反演的空间差异性,并通过误差统计验证模型的反演能力。结果表明:在低植被区, DICIM 模型反演的土壤含水量比 TVDI 反演的土壤含水量特征明显,反演值更加接近于实测值;经误差统计分析发现基于 DICIM 模型反演的 10 cm 深度的土壤含水量值相比于 TVDI 指数反演的土壤含水量值平均绝对误差低 0.26%~0.50%,均方根误差低 0.28%~0.73%,相对均方根误差低 0.73%~5.54%,平均相对误差低 1.31%~3.27%,且基于 DICIM 模型的反演值与 10 cm 深度土壤含水量实测值的相关系数  $R$  值都在 0.65 左右。可见,提出的 DICIM 模型综合了 ATI 和 TVDI 模型的优势,提高了 TVDI 指数的反演能力。

**关键词:**遥感; TVDI; 双指数联合反演模型; 土壤含水量; 河北省

中图分类号: TV93; S152 文献标志码: A 开放科学(资源服务)标志码(OSID):



## Soil water content inversion based on double-index combined model: Taking Hebei Province as an example

ZHU Yanru<sup>1,2,3,4</sup>, ZHAO Hongli<sup>4</sup>, HUANG Yanyan<sup>4</sup>, JIANG Yunzhong<sup>4</sup>, DUAN Hao<sup>4</sup>, HAO Zhen<sup>4,5</sup>

- (1. Faculty of Surveying and Geographic Information, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China; 2. National Local Joint Engineering Research Center of Technologies and Applications for National Geographic State Monitoring, Lanzhou 730070, China; 3. Gansu Provincial Engineering Laboratory for National Geographic State Monitoring, Lanzhou 730070, Gansu, China; 4. Department of Water Resources, China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing, 100038, China; 5. Faculty of Infrastructure Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116034, China)

**Abstract:** In view of the nonlinear problem of temperature vegetation drought index, the MODIS data in the Hebei Province

收稿日期: 2019-12-23 修回日期: 2020-02-23 网络出版时间: 2020-03-17

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1334.TV.20200316.1714.002.html>

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFC0407705); 中国水利水电科学研究院科研专项(WR0145B012017; WR0145B272016); 兰州交通大学优秀平台支持(201806)

作者简介: 朱彦儒(1993—), 女, 甘肃兰州人, 主要从事遥感在水文水资源方面的研究与应用。E-mail: zhuyar@163.com

通信作者: 赵红莉(1973—), 女, 安徽蚌埠人, 教授级高级工程师, 主要从事水利信息化、水资源遥感等方面的研究。E-mail: Zhaohli@iwhr.com

are studied to improve the accuracy of nonlinear fitting of dry and wet edges in traditional TVDI feature space by introducing the apparent thermal inertia model and a double-index combined soil water content inversion model. The TVDI and DICIM indices are used to invert the soil water content in early and mid-June, respectively. The spatial differences of soil water content inversion; in low vegetation areas are compared, while the model's inversion ability is verified by error statistics. The result shows that in the low vegetation area, the feature of DICIM inversion is more obvious than TVDI, and the inversion value is closer to the measured value; besides, according to error statistics, the mean absolute error of DICIM is 0.26% to 0.50% lower than that of TVDI for the inversion value of soil water content at a depth of 10 cm, the root mean square error is 0.28% to 0.73% lower than that of TVDI, the relative root mean square error is 0.73% to 5.54% lower than that of TVDI, and the average relative error is 1.31% to 3.27% lower than that of TVDI, respectively, the correlation coefficient  $R$  values based on the DICIM inversion value and the measured soil moisture content at a depth of 10 cm is approximately 0.65. It can be seen that the proposed DICIM model combines the advantages of the ATI and TVDI models and improves the inversion ability of the traditional TVDI model.

**Key words:** remote sensing; TVDI; double-index combined inversion model; soil moisture; Hebei Province

土壤湿度对于陆地表面蒸散发、植被光合作用、碳循环以及水的位移等具有很强的控制作用,是气象学、水文学以及农业科学研究领域的重要指标<sup>[1-2]</sup>,探究土壤干湿状况的时空分布对于农业用水管理以及农作物旱情预报等农业和水利的管理工作具有重大意义。近年来,随着遥感技术的快速发展,以陆地资源卫星数据广泛应用为标志,利用遥感数据进行大尺度区域土壤含水量反演的研究不断深化<sup>[3-5]</sup>。与传统的获取土壤含水量的方法相比,遥感技术的应用具有宏观性、实时性、快速性等特征<sup>[6]</sup>。当前,伴随着遥感技术高光谱、高空间、高时间的发展趋势,为大范围及时准确的旱情监测提供了可能,国内外学者对遥感反演土壤含水量方面做了大量研究,提出了不同的模型和方法<sup>[7-8]</sup>。在众多的模型和方法中,表观热惯量模型(apparent thermal inertia, ATI)可以利用土壤的热特性监测土壤含水量,徐军<sup>[9]</sup>、张仁华等<sup>[10]</sup>、刘兴文等<sup>[11]</sup>、Cai 等<sup>[12]</sup>、Liu 等<sup>[13]</sup>诸多学者研究证实了热惯量模型与土壤含水量之间具有显著的相关关系,但更多研究<sup>[14-16]</sup>表明,热惯量模型适用于裸露地区或者是低植被覆盖区的土壤含水量监测,不适用于高植被区的土壤湿度监测。而温度植被干旱指数(temperature vegetation dryness index, TVDI)则可以综合植被和地表温度信息,通过构建 NDVI-LST 特征空间进行土壤含水量的反演<sup>[17]</sup>,陈斌等<sup>[18]</sup>、熊世为等<sup>[19]</sup>和王纯枝等<sup>[20]</sup>分别选择不同的数据源构建 NDVI-LST 特征空间,利用计算出的 TVDI 指数对研究区的土壤湿度进行监测,并结合野外同步实测数据进行了验证,表明 TVDI 对土壤湿度的监测是可行的。但后期有学

者<sup>[21]</sup>研究发现,对于有植被覆盖但生物量较低的区域,即 NDVI 小于 0.15 时,NDVI-LST 特征空间不再是三角形特征空间,而是呈现出了双抛物线型,也有学者<sup>[22]</sup>对 NDVI-LST 特征空间的非线性拟合优于传统线性拟合的方法进行了讨论,表明采用多项式函数拟合干湿边计算结果精度最高。此外,也有学者<sup>[23]</sup>在构建 NDVI-LST 特征空间的过程中,结合实际情况,删除了小于 0.12 大于 0.8 的 NDVI 后,表明随着 NDVI 的增大,最高温和最低温的温差在逐渐减小,NDVI-LST 呈现出一个三角形的特征空间,计算的 TVDI 与实测土壤含水量具有较高的相关性。

基于上述认知,本研究提出另一种综合的土壤含水量反演方法,即:表观热惯量模型适用于裸露地表或者低植被覆盖区,而 TVDI 模型又在低植被覆盖区呈现出非线性,两种监测模型在不同植被覆盖度下呈现出一定的互补性,因此,可将表观热惯量模型和温度植被干旱指数相结合,通过植被指数分区实现土壤含水量在空间上的互补性反演,用以改进 TVDI 指数特征空间干湿边存在的非线性问题以提高 TVDI 指数的反演能力。

## 1 研究区概况与数据源

### 1.1 研究区概况

本文选取河北省为研究区(图 1)。河北省位于华北平原,地处东经 113°27'~119°50',北纬 36°05'~42°40',西倚太行,东临渤海,北靠燕山,西北部为山区,东南部为平原。河北省的地貌类型复杂多样,根据地貌类型的空间差异将河北省划分为 5 个一级地貌区,分别为坝上高原地区、冀北山地区、冀西北山

间盆地地区、冀西山地区和河北平原区,总面积为 18.85 万 km<sup>2</sup>。河北属温带大陆性季风气候,四季分明,全省年平均降雨量为 484.5 mm,年日照时数 2 303.1 h,年无霜期 81~204 d,但受季风气候的影响,降雨量在时空上分布不均匀,有 70%~80%的

降雨量集中在 6、7、8 三个月,较多降雨区主要分布在东部和西南部的部分地区。河北省的主要作物为一年两熟制,主要以冬小麦和夏玉米为主,受地形地貌的影响,冬小麦种植区主要分布于平原地区的中部和南部。

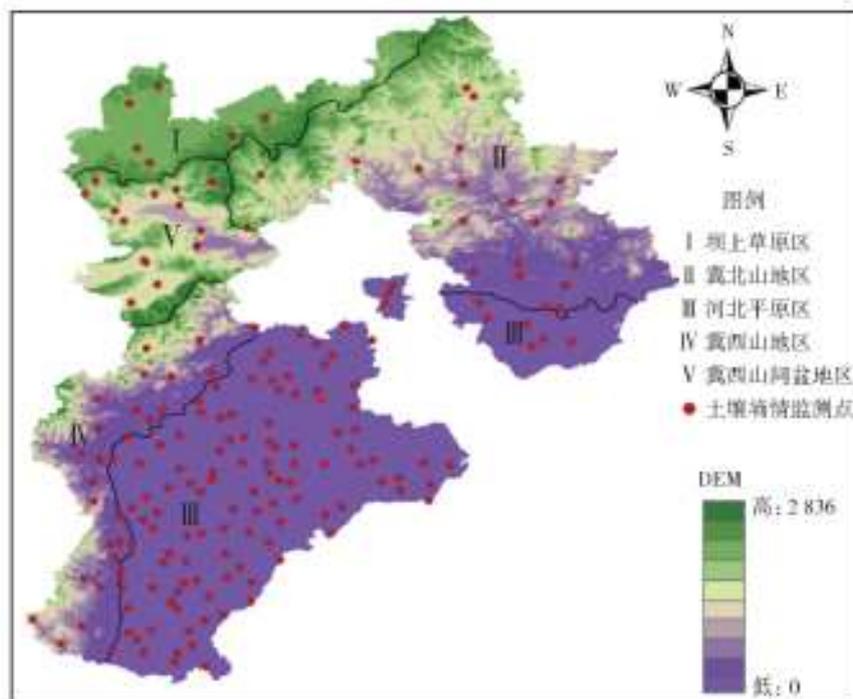


图 1 研究区(河北省)地貌区划及土壤监测点分布

Fig. 1 Geomorphologic division and soil monitoring point distribution in the study area(Hebei Province)

## 1.2 数据源

### 1.2.1 遥感数据

本文所需要的遥感数据来源于美国航空航天局的 Modis/terra 卫星数据(<https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/search/>),从 NASA 网站分别下载了 2018 年 8 d 合成的空间分辨率为 500 m 的地表反射率数据(MOD09A1)和空间分辨率为 1 000 m 的地表温度数据(MOD11A2)(编号 105,129,145,153,169,265),并通过 MRT(modis reprojection tool)工具对影像进行拼接、重采样和转换投影,然后运用河北省矢量边界裁剪得到研究所需要的地表温度和地表反射率数据,并应用以下公式计算得到归一化植被指数(normalized differential vegetation index, NDVI)和增强型植被指数(enhanced vegetation index, EVI)。

$$NDVI = (\rho_{nir} - \rho_{red}) / (\rho_{nir} + \rho_{red}) \quad (1)$$

$$EVI = 2.5 \times (\rho_{nir} - \rho_{red}) / (\rho_{nir} + 6 \times \rho_{red} - 7.5 \times \rho_{blue} + 1) \quad (2)$$

式中: $\rho_{nir}$ 、 $\rho_{red}$ 、 $\rho_{blue}$ 分别为近红外波段、红光波段和蓝光波段的反射率,对应于 Modis 地表反射率数据的

第 1、2、3 波段。

### 1.2.2 土壤墒情数据

研究所使用的土壤含水量数据来自于河北省水文水资源勘测局 188 个土壤墒情站点,土壤墒情监测站所在的田块主要作物为冬小麦,自 6 月上中旬冬小麦收割后,田块内的主要作物为夏玉米,通过土壤墒情监测站所得到的数据为 2018 年每月的 1、11、21 日监测的 10、20 和 40 cm 深度的土壤含水量。由于研究所使用的 Modis 数据是 8 d 合成的,无法运用当天的实测数据与 TVDI/ATI 计算的结果建立相关关系,因此研究基于土壤墒情数据提供的测次间的降雨量和灌溉,进行时间序列上的插值,而时间序列上的插值主要分为以下 3 种情形。(1)若测次间无降雨量(或降雨量低于 10 mm)以及无灌溉时,认为土壤含水量呈线性衰减,则可以根据两点确定的方程推求测次间每天的土壤含水量。(2)若测次间无降雨量但有灌溉时,根据原数据信息,确定灌溉日期,那么在灌溉日之前都认为是线性衰减,灌溉之后则认为土壤含水量达到了饱和,则以饱和土壤含水量为起点,以线性衰减的思想推求灌溉日

之后的土壤含水量。(3)若测次间的降雨量大于 10 mm 时,则以雨前的土壤含水量加上降雨量,如果超过田间持水量或饱和土壤含水量控制线时,看雨后的土壤含水量实测值是否在田间持水量控制线的上面,若在线的上面则以饱和土壤含水量为起点重新计算降雨后的土壤含水量,若在线的下面则以田间持水量为起点重新计算降雨后的土壤含水量;如果雨前的土壤含水量加上降雨量并没有超过田间持水量控制线但较接近时,则可以选取田间持水量为起点计算雨后每天的降雨量,并取 8 d 数值的平均值作为土壤含水量反演结果的验证数据。

## 2 土壤含水量反演模型

### 2.1 表观热惯量模型

热惯量是度量地物阻止温度变化幅度的一个物理量,不同的地物类型具有不同的热惯量,土壤热惯量作为土壤的固有性质与土壤含水量之间具有很好的相关性而被广泛的应用于土壤含水量的监测。由 Price<sup>[24]</sup> 提出的计算公式为

$$ATI = (1 - A) / (T_{\text{day}} - T_{\text{night}}) \quad (3)$$

式中:ATI 为表观热惯量模型,表观热惯量的值与土壤含水量之间呈正比,值越大,土壤含水量越高; $T_{\text{day}}$  为白天的温度; $T_{\text{night}}$  为夜间的温度; $A$  为地表反照率,针对于 Modis 的地表反照率计算公式为<sup>[25]</sup>

$$A = 0.160\alpha_1 + 0.291\alpha_2 + 0.243\alpha_3 + 0.116\alpha_4 + 0.112\alpha_5 + 0.081\alpha_7 - 0.0015 \quad (4)$$

式中: $\alpha_1, \dots, \alpha_5, \alpha_7$  对应于 Modis 数据的 1~5 和 7 波段。

### 2.2 温度植被干旱指数模型

温度植被干旱指数可以直接反映土壤的干旱程度,通过与土壤含水量建立相关关系可以定量表征土壤水分情况。由 Sandholt 等<sup>[26]</sup> 提出的计算公式为

$$TVDI = (T_s - T_{\text{min}}) / (T_{\text{max}} - T_{\text{min}}) \quad (5)$$

式中:TVDI 为温度植被干旱指数,值的范围为 0~1,值越大,说明地表越干旱,反之,土壤越湿润; $T_s$  表示像元的地表温度; $T_{\text{min}}$  表示同一 NDVI 所对应的地表温度的最小值; $T_{\text{max}}$  表示同一 NDVI 所对应地表温度的最大值。当温度、植被指数与土壤含水量呈现三角形特征空间且干湿边为线性时, $T_{\text{min}}$  和  $T_{\text{max}}$  的计算公式为

$$T_{\text{min}} = K_1 \times NDVI + B_1 \quad (6)$$

$$T_{\text{max}} = K_2 \times NDVI + B_2 \quad (7)$$

式中: $K_1, B_1$  为湿边线性拟合的系数; $K_2, B_2$  为干

边线性拟合的系数;NDVI 为归一化植被指数。考虑到 NDVI 在高植被覆盖区红光饱和问题严重,存在着低植被区植被指数被放大,高植被区植被指数被压缩的现象<sup>[27]</sup>,研究选用 EVI 代替 NDVI 进行干湿边的计算,计算公式为  $T_{\text{min}} = K_1 \times EVI + B_1$ ,  $T_{\text{max}} = K_2 \times EVI + B_2$ 。

## 3 双指数联合反演模型

### 3.1 TVDI 特征空间干湿边的分段性

有学者<sup>[21]</sup> 研究表明,当植被覆盖度较低时干边拟合呈现出非线性的特征,因此研究分别选择 NDVI 和 EVI 两种植被指数探究 2018 年 6 个不同时期特征空间的分段性(图 2)。从图 2 可以看出,特征空间中出现转折点的现象是普遍存在的,且与植被指数的选取无关,只是 EVI 构建的特征空间中干边转折点出现的位置要比 NDVI 构建的特征空间中转折点出现的位置靠前,且当地表覆盖度较高时,NDVI 和 EVI 构建的特征空间中转折点的位置都出现稍有后移的现象,但基本都能最大限度地满足植被指数在转折点以后干湿边的线性变化特征。

### 3.2 ATI/TVDI 与土壤含水量的相关性

基于上述对植被指数-地表温度特征空间干边转折点的分析,研究以转折点处的植被指数值作为分区的临界点,用于分析植被指数低于转折点处的植被指数值时 ATI/TVDI<sub>evi</sub> 与土壤含水量的相关性。研究选择 4 月中旬、5 月下旬、6 月上旬和 6 月中旬的 ATI/TVDI<sub>evi</sub> 与土壤含水量建立线性关系,并通过  $R^2$  分析干旱指数与土壤含水量之间的拟合程度(图 3)。通过分析发现:4 个阶段 ATI 与土壤含水量之间均存在着显著的正相关关系,且  $R^2$  都在 0.3 以上,表明 ATI 与实测土壤含水量之间具有较好的拟合;而 TVDI 与实测土壤含水量的拟合只在 5 月下旬的时候表现出显著的负相关关系,是因为 5 月下旬地表裸露度比较低,干边离散点的非线性特征不明显,对于干边线性拟合精度的影响比较小,而其他 3 个阶段地表裸露度比较高时,干边离散点的非线性特征表现的较为明显,对于干边线性拟合精度的影响将会增大,表现出 TVDI 与土壤含水量之间不存在显著的负相关性,点的拟合在空间上表现的较为分散。可见,ATI 指数的引进可以更好地弥补 TVDI 指数的不足,提高土壤含水量反演的精度。

### 3.3 双指数联合反演模型的构建

基于上述分析,通过引入 ATI 模型来改进 TVDI 指数特征空间的不足,而双指数联合反演模型

(double-index combined inversion model, DICIM) 构建的关键在于特征空间中干边转折点出现的位置。为了提高模型的普适性,干边转折点的位置一般通过动态分析获取,即通过提取出干边离散点,找到干边离散点的最大值,以最大值将离散点分为两个区间 $[LST_{vi\_min}, LST_{max}]$ 和 $[LST_{max}, LST_{vi\_max}]$ ,然后对两个区间的离散点分别进行线性拟合,得到两条直线的交叉点即为干边转折点,其计算公式为

$$VI_{inflection\_point} = (d_2 - d_1) / (c_1 - c_2) \quad (8)$$

式中: $VI_{inflection\_point}$ 为特征空间中干边转折点对应的植被指数值; $c_1, d_1$ 分别为 $[LST_{vi\_max}, LST_{max}]$ 区间线性拟合方程的斜率和截距; $c_2, d_2$ 分别为 $[LST_{max}, LST_{vi\_min}]$ 区间线性拟合方程的斜率和截距。

基于上述公式计算找到的干边转折点,双指数联合反演模型构建为

$$DICIM = \begin{cases} (1-A)/(T_{day} - T_{night}) & VI < VI_{inflection\_point} \\ (T_s - T_{min}) / (T_{max} - T_{min}) & VI \geq VI_{inflection\_point} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $DICIM$ 为双指数联合反演模型; $VI$ 为植被指数。由于 $ATI$ 和 $TVDI$ 指数计算的不在同一个区间,因此,需通过以下公式将 $ATI$ 的值归一化到与 $TVDI$ 值域相同的区间。

$$y_i = (x_{i,max} + x_{i,min} - x_i) / x_{i,max} \quad (10)$$

式中: $x_{i,max}$ 为 $ATI$ 值域中的最大值; $x_{i,min}$ 为 $ATI$ 值域中的最小值; $x_i$ 为 $ATI$ 值域中的每一个值; $y_i$ 为归一化后的值,并根据最终的 $DICIM$ 结果转化为土壤含水量数据,其计算公式为

$$SM = k \times DICIM + b \quad (11)$$

式中: $SM$ 为土壤含水量; $k, b$ 分别为 $DICIM$ 值与实测土壤含水量进行拟合的斜率和截距。

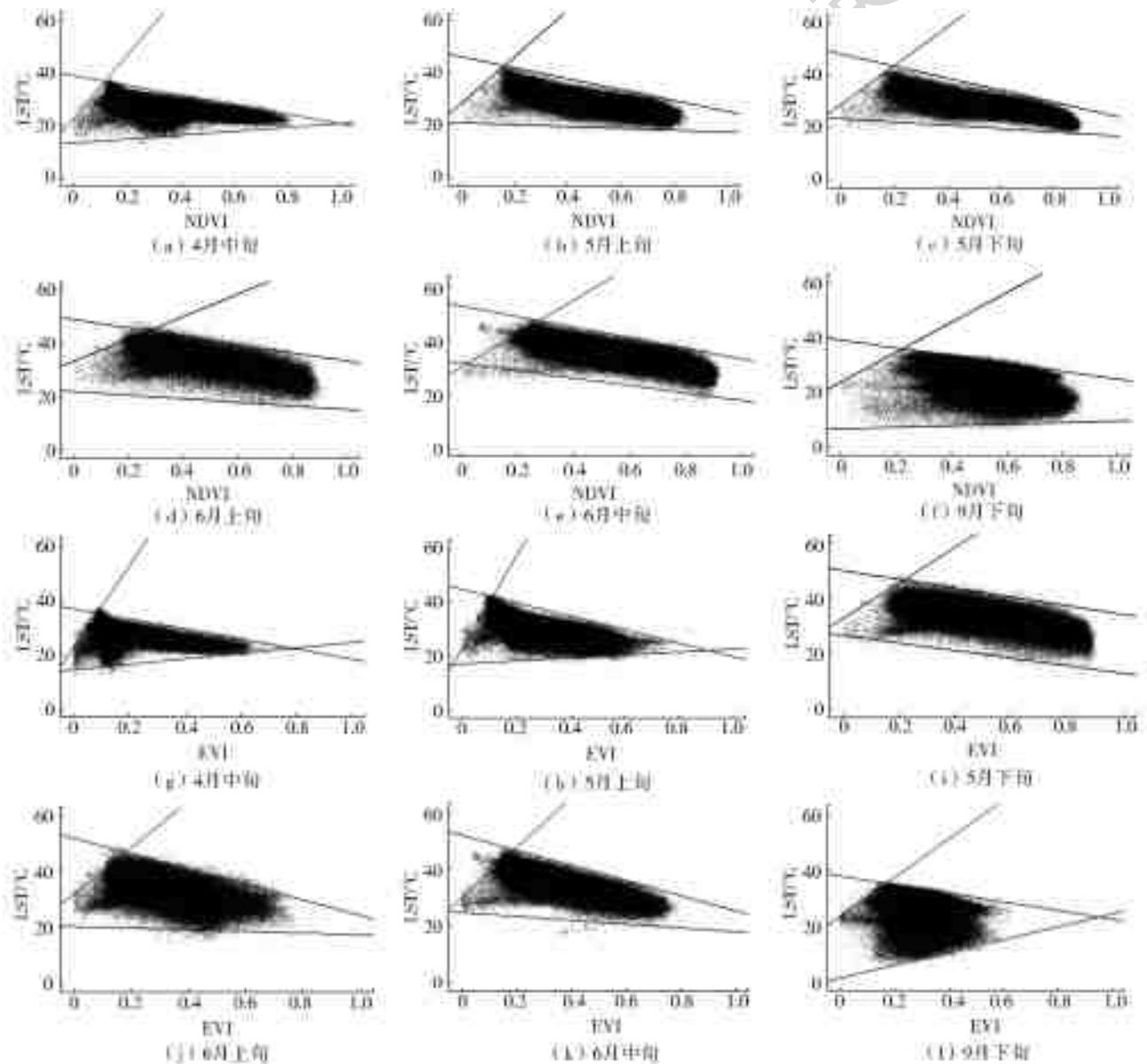


图2 NDVI/EVI-LST 特征空间

Fig.2 NDVI / EVI-LST feature space

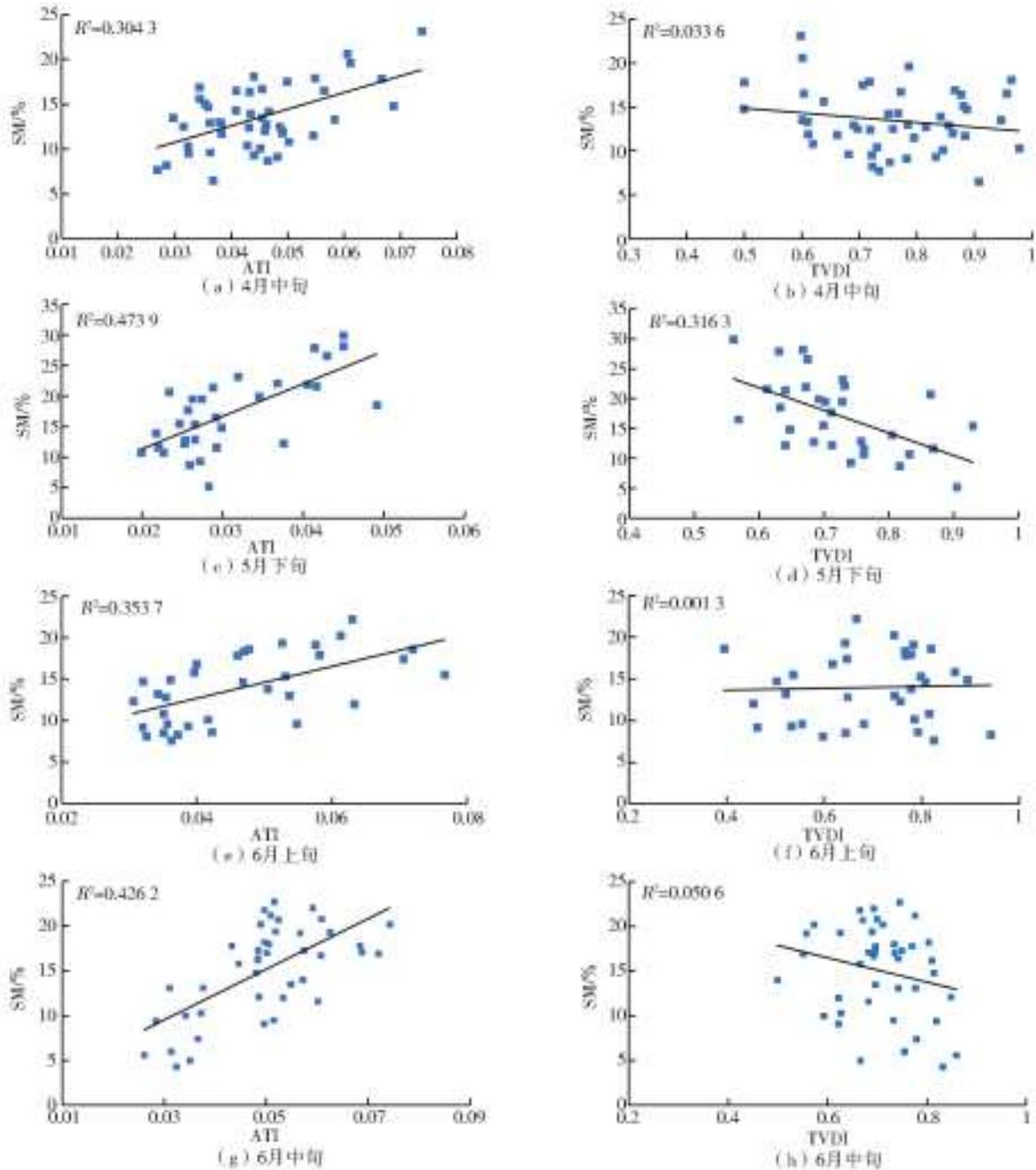


图 3 ATI/TVDI 与土壤含水量的相关性

Fig. 3 Correlation between ATI/TVDI and soil water content

## 4 结果与分析

### 4.1 双指数联合反演模型的应用

为了对比干旱指数改进前后土壤含水量反演的空间差异性,研究以 6 月上中旬为例分别运用 TVDI 和 DICIM 指数与实测土壤含水量建立线性相关关系。如图 4 所示,图中红色的点表示 ATI 指数引进前后,植被指数低于转折点处的植被指数值时,干旱指标与表层土壤含水量的相关性,可以看出,DICIM 和 TVDI 指数与土壤含水量都呈显著的负相关关系,但是由于红色的点在 TVDI 指数中表现的较为分散,在 DICIM 指数中表现的较为集

中,使得 DICIM 指数与实测土壤含水量的相关性优于 TVDI 指数与实测土壤含水量的相关性,表现出 DICIM 指数与表层土壤含水量的拟合精度更高。

基于上述拟合得到的线性方程分别反演了河北省 6 月上中旬的土壤含水量值(图 5)。从图 5 可以看出:6 月上旬,EVI 值低于转折点处的值(即  $EVI < 0.20$ )在空间上主要位于坝上高原区、冀西山间盆地以及邯郸、沧州和唐山的平原等地。6 月中旬,EVI 值低于转折点处的值(即  $EVI < 0.21$ )在空间上主要位于坝上高原区和河北平原等地,通过将坝上高原地区和河北平原地区植被指数低于转折点处值的区域局部放大,重新将反演值以步

长为 2 对值域区间进行划分,图中红色区域表示土壤含水量偏低(土壤含水量值低于 14%),绿色区域表示土壤含水量适中或偏高(土壤含水量值高于 14%)。坝上高原区运用 TVDI 模型反演的土壤含水量值普遍偏高,河北平原区运用 TVDI 模型反演的土壤含水量值虽与实测值接近,但是低植被区的

土壤含水量特征不明显,而运用 DICIM 模型反演的土壤含水量在坝上高原地区和河北平原地区的低植被区都表现出明显的特征,且反演值更加接近于实测值。可见,运用 DICIM 模型对 TVDI 指数在低植被区或裸露地表的土壤含水量反演进行了很好的改进,使反演结果更加符合实际的土壤湿度情况。

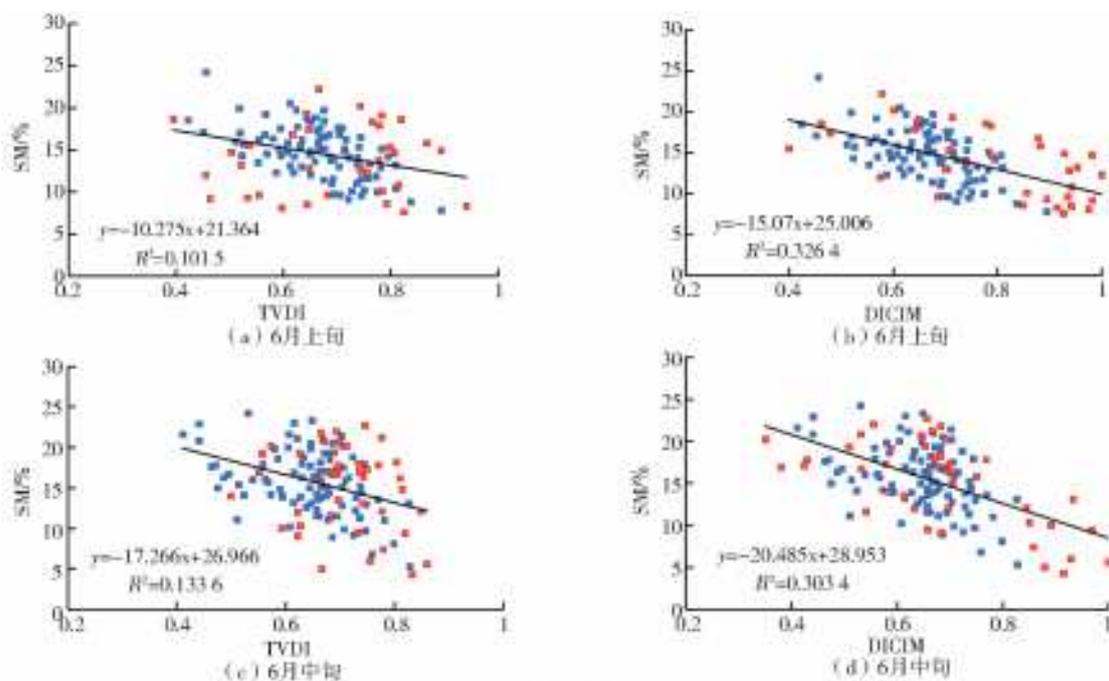


图 4 TVDI/DICIM 与土壤含水量的相关性

Fig. 4 Correlation between TVDI/DICIM and soil water content

#### 4.2 双指数联合反演模型的精度评价

为分析 TVDI 和 DICIM 指数反演土壤含水量的能力,基于 ArcGIS 提取 4 月中旬、5 月下旬、6 月上旬和 6 月中旬监测点的土壤含水量反演值,并结合地面实测数据进行验证。实测数据去除无效值、异常点后筛选出质量较好的 74 个点作为验证精度的样本点,并选取平均绝对误差(mean absolute error, MAE),均方根误差(root mean square error, RMSE),相对均方根误差(relative root mean square error, rRMSE),平均相对误差(mean relative error, MRE)共 4 个指标来评价 DICIM 模型和 TVDI 指数的精度。其中以 MAE 和 RMSE 表征土壤含水量反演值误差的实际情况,以 rRMSE 和 MRE 表征土壤含水量反演模型的反演能力。从表 1 看出:传统 TVDI 指数计算的土壤含水量反演值与 10 cm 深度的土壤含水量实测值的平均绝对误差分别为 2.804%、2.663%、2.348%和 2.787%,均方根误差分别为 3.428%、3.089%、2.829%和 3.439%,与传统 TVDI 指数相比,基于 DICIM 指数计算的土壤含水量反演值的平均绝对误差降低

0.26%~0.50%,均方根误差降低 0.28%~0.73%;运用 TVDI 指数计算的土壤含水量反演值与 10 cm 深度的土壤含水量实测值之间的相对均方根误差分别为 21.321%、15.043%、27.328%、22.683%,平均相对误差分别为 17.183%、13.051%、19.046%、17.401%,而基于 DICIM 指数反演的结果其相对均方根误差比 TVDI 指数反演的相对均方根误差低 0.73%~5.54%,平均相对误差低 1.31%~3.27%。因此,基于 DICIM 指数反演的土壤含水量在一定程度上提高了反演精度。

为了分析 DICIM 模型整体的反演水平,将 74 个样本点的土壤含水量反演值分别与 10 cm 深度的土壤含水量实测值进行线性拟合,并采用  $R$  指标来衡量土壤含水量反演值与实测值之间的相关程度,见图 6。从图 6 可以直观地看出,4 月中旬、5 月下旬和 6 月上旬的土壤含水量反演值与实测值之间的 Pearson 相关系数  $R$  分别为 0.663、0.686、0.658 和 0.645,表现出实测值与反演值之间具有较高的相关性。图 6 中黑线是 1:1 趋势线,可以看出,基于 DICIM 模型的反演值均匀分布在 1:1 趋势线两侧,

模型反演水平较为平稳,反演值贴近实测值,表明可以以用反演值来反映实际的土壤含水量情况。

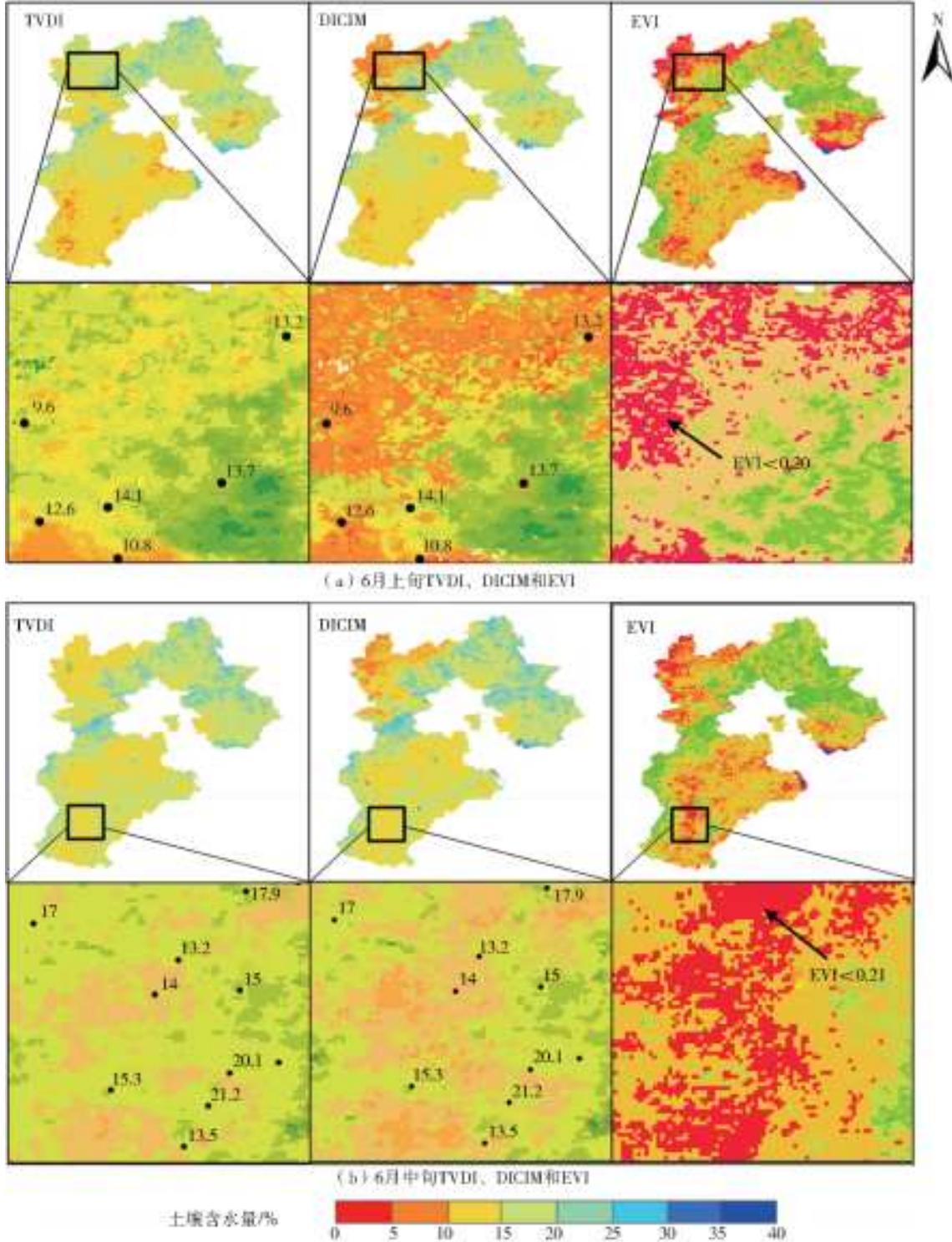


图 5 土壤含水量反演结果

Fig. 5 Inversion results of soil water content

表 1 不同阶段土壤含水量反演值误差统计

Tab. 1 Error statistics of soil water content inversion values at different stages

时间	深度/ cm	MAE/%		RMSE/%		rRMSE/%		MRE/%	
		TVDI	DICIM	TVDI	DICIM	TVDI	DICIM	TVDI	DICIM
4月中旬	10	2.804	2.306	3.428	2.695	21.321	17.589	17.183	14.396
5月下旬	10	2.663	2.406	3.089	2.812	15.043	14.311	13.051	11.737
6月上旬	10	2.348	2.087	2.829	2.447	27.328	23.678	19.046	16.828
6月中旬	10	2.787	2.298	3.439	3.078	22.683	17.142	17.401	14.133

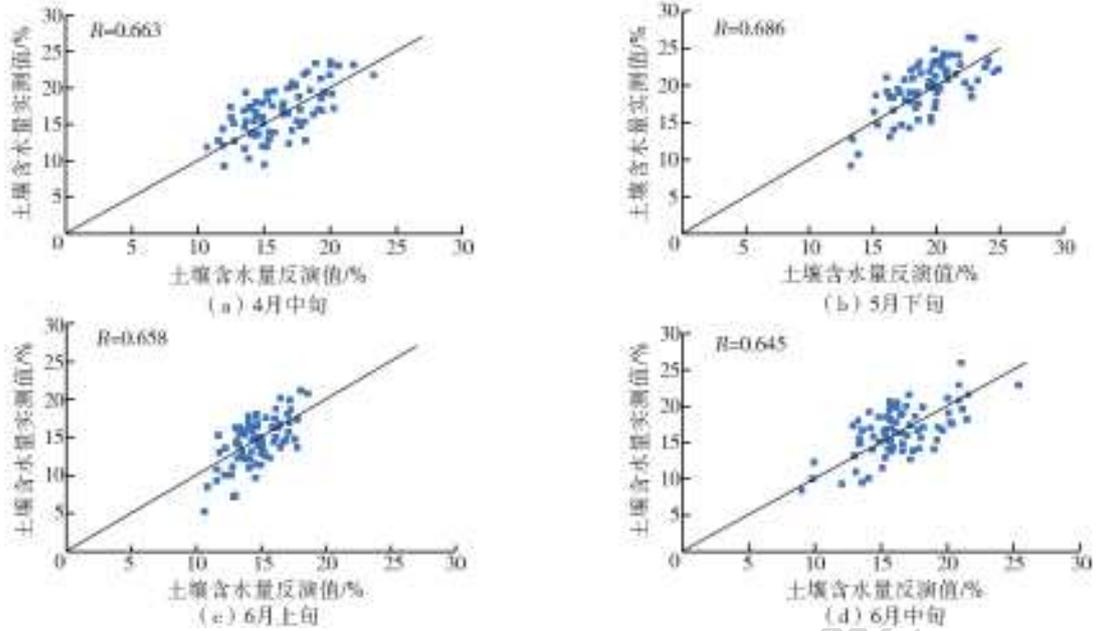


图6 土壤含水量反演值与实测值的相关性分析

Fig. 6 Correlation analysis between inverse soil moisture content and measured values

## 5 结论

针对温度植被干旱指数干湿边拟合出现的非线性问题,本文提出了另一种方法,即引入表观热惯量,通过植被指数分区的方式构建了双指数联合的土壤含水量反演模型,并运用温度植被干旱指数和双指数联合反演模型分别反演了6月上中旬的土壤含水量,对比了低植被区土壤含水量反演的空间差异性,并通过误差统计验证了模型的精度,得出以下结论。

(1)通过将 TVDI 和 DICIM 模型反演的土壤含水量进行对比发现,TVDI 模型在低植被区的土壤含水量反演结果偏高,且低植被区反演的土壤含水量特征不明显,而 DICIM 模型弥补了 TVDI 模型的不足,较好地改进了 TVDI 在裸露地表或低植被覆盖区的土壤含水量反演,使得低植被区的土壤含水量特征明显,反演值接近于实测值,更好地体现出了干旱指数之间的优势互补。

(2)运用平均绝对误差、均方根误差、相对均方根误差和平均相对误差分别对 TVDI 和 DICIM 反演的结果进行了精度评价。通过与 10 cm 深度的土壤含水量实测值相比较发现,基于 DICIM 指数计算的土壤含水量反演值相比于 TVDI 指数计算的土壤含水量反演值平均绝对误差降低 0.26%~0.50%,均方根误差降低 0.28%~0.73%,相对均方根误差降低 0.73%~5.54%,平均相对误差降低 1.31%~3.27%,以及通过 Pearson 相关性分析发现实测值及反演值的相关系数  $R$  值都在 0.65 左右。可见,提出的 DICIM 指数提高了土壤含水量的反演精度,

改进了 TVDI 指数的反演能力,反演值能够反映实际的土壤含水量。

### 参考文献:

- [1] 王美林,姜群鸥,邵雅琪,等.基于 TVDI 的玛曲土壤湿度时空变化及其影响因素[J].中国水土保持科学,2019,17(4):141-152. DOI:10.16843/j.sswc.2019.04.017.
- [2] 邓彪,肖天贵.四川盆地表层土壤湿度时空变化特征分析[J].成都信息工程学院学报,2013,28(1):49-55.
- [3] 曾旭婧,邢艳秋,单炜,等.基于 Sentinel-1A 与 Landsat 8 数据的北黑高速沿线地表土壤水分遥感反演方法研究[J].中国生态农业学报,2017,25(1):118-126. DOI:10.13930/j.cnki.cjea.160657.
- [4] 姜雪芹,叶勤,林怡,等.基于谐波分析和高光谱遥感的土壤含水量反演研究[J].光学学报,2017,37(10):300-310. DOI:CNKI;SUN;GXXB.0.2017-10-037.
- [5] 李萍,赵庚星,高明秀,等.黄河三角洲土壤含水量状况的高光谱估测与遥感反演[J].土壤学报,2015,52(6):1262-1272. DOI:10.11766/trxb201408270429.
- [6] 温国涛,白建军,孙嵩松.基于时间序列遥感数据的陕西省 2004—2014 年干旱变化特征分析[J].干旱地区农业研究,2018,36(1):221-229. DOI:CNKI;SUN;GHDQ.0.2018-01-034.
- [7] 荣祁远,何祺胜,刘宝柱.基于 Landsat 8 数据的干旱监测研究[J].科学技术与工程,2015,15(31):205-211. DOI:CNKI;SUN;KXJS.0.2015-31-038.
- [8] 王利民,刘佳,杨玲波,等.农业干旱遥感监测的原理、方法与应用[J].中国农业信息,2018,30(4):36-51. DOI:10.12105/j.issn.1672-0423.20180403.
- [9] 徐军.基于热红外辐射特征的土壤水分含量估算模型

- 实验研究[D]. 南京: 南京师范大学, 2008.
- [10] 张仁华, 苏红波, 李召良, 等. 地表受光面和阴影温差的潜在信息及遥感土壤水分的新途径[J]. 中国科学 E 辑: 技术科学, 2000, 30(1): 46-53.
- [11] 刘兴文, 冯勇进. 应用热惯量编制土壤含水量图及土壤含水量探测效果[J]. 土壤学报, 1987, 24(3): 272-280.
- [12] CAI G, XUE Y, HU Y, et al. Soil moisture retrieval from MODIS data in northern China plain using thermal inertia model[J]. International Journal of Remote Sensing, 2007, 28(16): 3567-3581.
- [13] LU Y L, HORTON R, ZHANG X, et al. Accounting for soil porosity improves a thermal inertia model for estimating surface soil water content [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 212: 79-89. DOI: 10.1016/j.rse.2018.04.045.
- [14] 杨树聪, 沈彦俊, 郭英, 等. 基于表观热惯量的土壤含水量监测[J]. 中国生态农业学报, 2011, 19(5): 1157-1161.
- [15] VERHOEF A. Remote estimation of thermal inertia and soil heat flux for bare soil[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2004, 123(3): 221-236.
- [16] 李华朋, 张树清, 高自强, 等. MODIS 植被指数监测农业干旱的适宜性评价[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(3): 756-761.
- [17] 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.
- [18] 陈斌, 张学霞, 华开, 等. 温度植被干旱指数(TVDD)在草原干旱监测中的应用研究[J]. 干旱区地理, 2013, 36(5): 930-937.
- [19] 熊世为, 景元书, 李卫国. 基于 HJ-1B 遥感数据的冬小麦旱情监测研究[J]. 麦类作物学报, 2013, 33(1): 84-88.
- [20] 王纯枝, 毛留喜, 何延波, 等. 温度植被干旱指数法(TVDD)在黄淮海平原土壤湿度反演中的应用研究[J]. 土壤通报, 2009, 40(5): 998-1005.
- [21] LIU Y, WU L X, YUE H. Biparabolic NDVI-Ts Space and soil moisture remote sensing in an arid and semi arid area [J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2015, 41(3): 159-169. DOI: 10.1080/07038992.2015.1065705.
- [22] 王行汉, 丛沛桐, 亢庆, 等. 非线性拟合 LST/NDVI 特征空间干湿边优于传统线性拟合方法的讨论[J]. 农业工程学报, 2017, 33(11): 306-314. DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2017.11.039.
- [23] 高培霞, 张吴平, 梁爽, 等. 基于温度植被干旱指数(TVDD)的土壤干湿反演[J]. 灌溉排水学报, 2018, 37(10): 123-128. DOI: 10.13522/j.cnki.gggs.2017.0603.
- [24] PRICE J C. On the analysis of thermal infrared imagery; The limited utility of apparent thermal inertia[J]. Remote Sensing of Environment, 1985, 18(1): 59-73.
- [25] LIANG S L. Narrowband to broadband conversions of land surface albedo I: Algorithms[J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 76(2): 213-238.
- [26] 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(2/3): 213-224.
- [27] 张喆, 丁建丽, 李鑫, 等. TVDI 用于干旱区农业旱情监测的适宜性[J]. 中国沙漠, 2015, 35(1): 220-227. DOI: 10.7522/j.issn.1000-694x.2013.00454.