

引用格式: Li Chao, Li Xuemei, Tian Yalin, *et al.* Time and Space Fusion Model Comparison of Temperature Vegetation Drought Index[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(4): 832-844. [李超, 李雪梅, 田亚林, 等. 温度植被干旱指数时空融合模型对比[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(4): 832-844.]
doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2020.4.0832

温度植被干旱指数时空融合模型对比

李超^{1,2,3}, 李雪梅^{1,2,3}, 田亚林^{1,2,3}, 任瑞^{1,2,3}

(1. 兰州交通大学测绘与地理信息学院, 甘肃 兰州 730070;

2. 甘肃省地理国情监测工程实验室, 甘肃 兰州 730070;

3. 地理国情监测技术应用国家地方联合工程研究中心, 甘肃 兰州 730070)

摘要:为实时准确地对新疆农业干旱程度进行反演监测,以新疆焉耆盆地为例,通过运用时空自适应反射率融合模型(Spatio Temporal Adaptive Reflectivity Fusion Model, STARFM)、增强型STARFM(Enhanced STARFM, ESTARFM)模型及灵活的时空数据融合模型(Flexible Spatio Temporal Data Fusion, FSDAF)这3种常见的模型对Landsat 8和MODIS数据进行融合,构建了温度植被干旱指数(Temperature Vegetation Dryness Index, TVDI),并采用土壤相对湿度(Relative Soil Moisture, RSM)数据对TVDI反演结果进行了验证。结果表明:①3种数据融合模型所模拟预测的干旱因子(归一化植被指数和地表温度)与真实Landsat 8数据所反演的干旱因子相比,ESTARFM模型模拟预测的干旱因子判定系数(R^2)和均方根误差(RMSE)均优于其他两种模型,归一化植被指数(NDVI)的 R^2 和RMSE分别达到了0.924和0.076,地表温度(LST)的 R^2 和RMSE分别达到了0.877和2.799;②3种数据融合模型模拟预测的TVDI通过与真实Landsat 8数据反演的TVDI及RSM数据进行对比验证,发现ESTARFM模型模拟预测的TVDI与上述两种数据之间的 R^2 也均优于其他两种模型,分别达到了0.873和0.248。ESTARFM模型在一定程度上更能准确地模拟预测同时期Landsat 8影像的TVDI分布状况。

关键词: Landsat 8-MODIS; STARFM; ESTARFM; FSDAF; TVDI

中图分类号: TP75 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2020)04-0832-13

1 引言

干旱是指土壤水分供给无法满足植被水分需求所造成的植被水分亏缺现象,是影响农业生产的第一灾害^[1]。我国新疆地区年降水量稀少,气候干旱,这是困扰新疆地区农业转型发展和乡村振兴的主要障碍之一。因此,实时准确地对新疆农业干旱程度进行反演监测,对保障新疆农业生产具有重要意义。卫星遥感技术具有重访周期短、分辨率高、动态及覆盖范围广等诸多优点,可宏观、及时并准确地对农业干旱进行监测^[2-3]。近年来,国内外相关

学者主要通过耦合植被指数和地表温度信息,构建温度植被干旱指数(TVDI)对农业干旱进行监测^[4-9]。TVDI与土壤湿度之间具有明显的相关性,尤其对10 cm土壤湿度变化较为敏感,可准确、有效地反演土壤水分,被证明是目前遥感干旱监测中运用比较好的方法^[10]。荣祁远等^[11]利用Landsat 8数据对东北地区旱情监测中,表明TVDI相对于改进的垂直干旱指数(MPDI)具有更高的精度;薛天翼等^[12]采用MODIS数据和TVDI监测陕西的春季旱情及其动态变化,取得可靠性结果;沙莎等^[13]选用

收稿日期: 2019-07-09; 修订日期: 2020-06-26

基金项目: 国家自然科学基金项目(41761014), 兰州交通大学“百名青年优秀人才培养计划”, 兰州交通大学(201806)优秀平台资助。

作者简介: 李超(1994—), 男, 甘肃平凉人, 硕士研究生, 主要从事生态水文遥感研究。E-mail: 1373910491@qq.com

通讯作者: 李雪梅(1983—), 女, 山东菏泽人, 副教授, 主要从事气候变化和水文水资源研究。E-mail: lixuemei@mail.lzjtu.cn

MODIS 历史数据构建了 NDVI-LST、EVI-LST、SAVI-LST 等 3 种特征空间,结果表明 3 种特征空间的 TVDI 指数与历史土壤相对湿度的相关性均超过 99% 的显著性水平。通过对比,发现前期遥感干旱监测多采用 MODIS 或 Landsat 等单一遥感数据。而单一遥感影像在独自观测时存在数据缺陷,例如,每天 1~2 次重访观测的 MODIS 数据虽然能够实现大尺度农业干旱的动态监测,并取得较高的精度^[4-6],但其空间分辨率较低(250~1000 m),很难对中小尺度农业干旱进行监测,无法满足实际需求。Landsat 系列卫星数据的多光谱波段空间分辨率为 30 m,虽然能够较为精确地对中小尺度农业干旱进行监测^[7,9],然而其时间分辨率较低(16 d),很难对中小尺度农业干旱进行实时动态监测,而且 Landsat 影像往往会受到云和传感器性能等其他诸多因素的限制,针对同一地区获取连续无云影像的周期可能会更长。如何融合多源遥感数据发挥各自时空分辨率的优势,对于农业干旱监测具有重要的理论意义和应用价值^[14-15]。

多源遥感数据融合是运用已知时期的高频低分辨率数据(如 MODIS 数据)与高分低频数据(如 Landsat 数据),以及预测时期的高频低分辨率数据来模拟获取预测时期的高分低频数据^[16]。Gao 等^[17]提出了遥感图像的自适应反射率融合模型(STARFM),不仅考虑了与目标像元的距离和光谱相似性,还考虑了时间上的差异,取得较好的模拟预测效果,但是在最终结果中该模型还会出现一些斑块效应以及对异质地物变化不敏感^[18];Hilker 等^[19]提出了一种提取反射率变化的时空自适应融合算法(STA-ARCH),能够准确地监测森林覆盖情况,但是此模型得到的反射率要么是整景影像内地物类别的平均反射率,要么是局部窗口内的地物类别平均反射率,并没有得到高分辨率像元的地表真实反射率^[20];Zhu 等^[21]首先在 STATFM 模型基础上提出了应用较为广泛的增强型 STARFM(ESTATFM)方法,能够解决 STARFM 方法中不能预测复杂地区的小物体以及线性物体反射率变化的问题,但是其应用条件较高,不易进行大区域的实际应用;Zhu 等^[22]随后又提出了灵活的时空数据融合模型(FSDAF),该模型输入的数据较少,且能够预测地表覆盖类型的渐变以及突变,但是该模型比 ESTARFM 模拟预测的亚像元精度略低^[23];Wu 等^[24]提出了一种基于时间变化特征的时空数据融合模型(STD-

FA),能够模拟出高分辨率像元的地表真实反射率数据,然而此模型获取精确的时空变化信息较为困难,会导致局部变量的不稳定性。到目前为止,多源遥感数据时空融合模型从不同角度出發,被有效地应用于农业生产力估算、叶面积指数(LAI)提取、植被覆盖变化监测、地表温度反演以及水稻种植面积提取等诸多方面,并且能够取得较为精确的结果^[25-31],然而用于农业干旱监测方面的研究还较少,且各融合模型用于农业干旱监测的对比分析及其适用性更有待深入研究。

以新疆焉耆盆地为例,基于 Landsat 8 和 MODIS 数据提取了干旱因子(NDVI 和 LST),借助 STARFM、ESTARFM 及 FSDAF 这 3 种应用较为广泛的模型分别对干旱因子进行了融合,并分别建立了 TVDI 模型。最后,采用土壤相对湿度数据对反演结果进行对比验证,深入分析各融合模型的适用性,找出 3 种时空数据融合模型中反演干旱最优的模型,以便更加实时准确地对新疆农业干旱程度进行反演监测。

2 研究区与数据

2.1 研究区概况

焉耆盆地地处新疆塔里木盆地东北侧(86°39′~88°20′ E、41°23′~43°31′ N),总面积约 7231 km²。地势由西北向东南倾斜,整体表现为四周向盆地倾斜的地貌形态。盆地边缘海拔在 1 200 m 左右,海拔最低点—博斯腾湖湖面为 1 047 m^[32],是一个典型的绿洲—荒漠交错地带。农作物类型主要以辣椒、番茄和小麦为主。盆地属暖温带大陆性干旱气候,热量与光照丰富,年降水稀少,多年实测平均降水量约 70 mm,年平均蒸发量约 1 141 mm,年平均气温约 7.9 °C,7 月平均气温 22.8 °C,1 月平均气温 -8.1 °C^[32]。由于盆地平原区自然地理条件适宜于农业发展,20 世纪 50 年以来,尤其是 70 年代后绿洲区农业耕地面积处于增长趋势,焉耆盆地已成为我国受人类活动影响较为明显的区域之一^[33]。

2.2 数据与说明

遥感数据为 Landsat 8、MODIS09A1 及 MODIS11A2,均下载于美国地质调查局(<https://www.usgs.gov/>)。Landsat 8 影像质量较好,云层覆盖度小于 3%,影像行列号为 143/31,时间分辨率为 16 d,空间分辨率为 30 m,成像日期为 2018 年 8 月 10 日、26 日及 9 月 27 日。借助 ENVI5.3 图像处理软件对

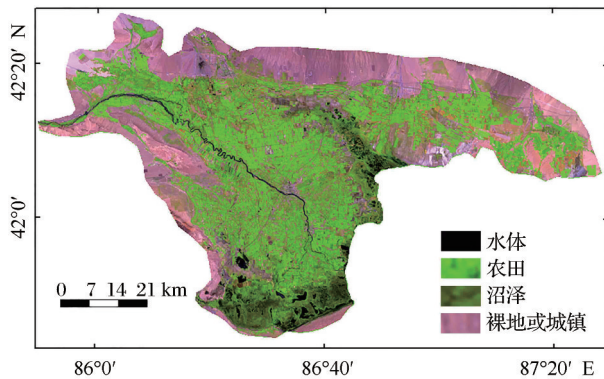


图1 研究区 Landsat 8 假彩色影像 (2018/8)

Fig.1 Landsat 8 false color image of the study area(2018/8)

Landsat 8 OLI 遥感影像进行几何校正、辐射定标、大气校正以及图像裁剪等预处理后,运用红波段(Red)和近红外波段(NIR)得到研究区 NDVI,并基于大气校正法,采用 Landsat 8 TIRS 反演了 LST。MODIS 影像数据行列号为 h24v04,成像日期与 Landsat 8 相对应,地表反射率产品 MODIS09A1 和地表温度产品 MODIS11A2 的时间分辨率均为 8 天,空间分辨率分别为 500 m 和 1 000 m。借助 MRT (MODIS Reprojection Tools) 软件对 MODIS09A1 和 MODIS11A2 进行格式转换、重投影到 Universal Transverse Mercator 坐标系 (Zone 45 N) 及按照最邻近像元法重采样 (30 m) 等操作。用 ENVI5.3 对 MODIS09A1 和 MODIS11A2 进行异常值处理、波段运算及按研究区范围裁剪等操作后,分别得到研究所需的 NDVI 和 LST 数据。

基于 STARFM 模型和 FSDAF 模型模拟预测 NDVI 时,采用基准期 (8 月 10 日) 的 Landsat 8-NDVI 数据、经 MODIS 数据获取的基准期 NDVI 数据以及经 MODIS 数据所获得的 8 月 26 日 NDVI 数据,模拟预测出 8 月 26 日的 Landsat 8-NDVI 数据。基于 ESTARFM 模型模拟预测 NDVI 时,首先采用基准期 (8 月 10 日和 9 月 29 日) 的 Landsat 8 和 MODIS 影像分别计算得到 NDVI,然后结合 8 月 26 日 MODIS 影像计算得到的 NDVI 数据进行 8 月 26 日 Landsat 8-NDVI 的模拟预测。各模型模拟预测 LST 时所使用的数据日期与模拟预测 NDVI 时的数据日期相同。

土壤相对湿度数据来源于中国气象科学数据共享网 (<http://data.cma.cn>) CLDAS 土壤相对湿度分析产品 V2.0 产品集,空间分辨率为 $0.0625^\circ \times 0.0625^\circ$,与地面实际观测值吻合度较高,使用该数据对反演的 TVDI 进行精度验证。通过广泛的文献查询,选

用与预测时期对应时间段的 0 ~ 10 cm RSM 数据。另外,中国 1:400 万行政区划图下载于国家基础地理信息中心 (<http://www.ngcc.cn/ngcc/>),DEM 数据下载自地理空间数据云 (<http://www.gscloud.cn/>)。

3 研究方法

3.1 STARFM 模型

STARFM 模型^[17,34]通过一对或两对 t_1 时刻的 Landsat 8、MODIS 数据以及 t_2 时刻的 MODIS 数据,结合不同的空间权重模拟预测出 t_2 时刻的 Landsat 8 数据,具体计算公式如下所示:

$$L(x_{w/2}, y_{w/2}, t_2) = \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^w \sum_{k=1}^n w_{ijk} \times (M(x_i, y_i, t_2) + L(x_i, y_i, t_1) - M(x_i, y_i, t_1)) \quad (1)$$

其中: $(x_{w/2}, y_{w/2}, t_2)$ 代表 t_2 时刻移动窗口所要模拟预测的中心像元; w 为移动窗口的大小; w_{ijk} 为窗口内相似像元对中心像元的权重系数,决定了滑动窗口内各像元对预测值的贡献大小,由窗口内相似像元的光谱距离权重、时间距离权重和空间距离权重经过归一化处理得到; L 和 M 分别表示 Landsat 8 与 MODIS 像元的 DN 值,常利用光谱距离、时间距离与空间距离来确定函数权重; (x_i, y_i, t_1) 表示 t_1 时刻位置为 (x_i, y_i) 处的像元; (x_i, y_i, t_2) 表示 t_2 时刻位置为 (x_i, y_i) 处的像元。

3.2 ESTARFM 模型

ESTARFM 时空融合模型^[21,35-37]分别采用同一时间 (t_m 和 t_n) 的 MODIS 和 Landsat 8 数据,计算得出影像的空间分布差异,结合另一时间 (t_p) 的 MODIS 数据进行相应时间的 Landsat 8 高时空分辨率影像预测。模型以预测像元为中心设置一定大小的滑动窗口,对窗口内像元利用权重函数进行卷积运算,得到中心像元预测值。滑动窗口在整幅影像上逐一移动,从而得到预测影像。

$$R_L(x_{w/2}, y_{w/2}, t_p, B) = R_L(x_{w/2}, y_{w/2}, t_i, B) + \sum_{i=1}^N W_i \times V_i \times (R_M(x_i, y_i, t_p, B) - R_M(x_i, y_i, t_i, B)) \quad (2)$$

其中: $R_L(x_{w/2}, y_{w/2}, t_p, B)$ 是预测的 t_p 时刻的高分辨率像元值; $R_L(x_{w/2}, y_{w/2}, t_i, B)$ 是 t_i 时刻的高分辨率像元值; $(x_{w/2}, y_{w/2})$ 为待测像元的中心位置; B 为影像波段; w 为滑动窗口大小; (x_i, y_i) 为第 i 个相似像元的位置; t_i 为影像获取时间; N 是包括中心预测像元的相似像元的数目; W_i 是由空间、时间、光谱的距离共同决定的权重大小; V_i 为第 i 个相似像元的转换系数。通过式 (2), 选择 2 个不同时期 (t_m 和 t_n) 的 MO-

DIS数据用于计算预测日期 t_p 的高分辨率遥感数据,记为 $L_m(x_{w/2}, y_{w/2}, t_p, B)$ 和 $L_n(x_{w/2}, y_{w/2}, t_p, B)$ 。通过2个预测结果的加权组合,所预测的中心像元

值更加准确。以更靠近预测时期具有更高权重为准则,该权重计算公式为式(3)。最后,预测的中心像元值通过公式(4)计算。

$$\beta_i = \frac{1 / \left| \sum_{j=1}^w \sum_{i=1}^w M(x_{ij}, y_{ij}, t_{\beta}, B) - \sum_{j=1}^w \sum_{i=1}^w M(x_{ij}, y_{ij}, t_p, B) \right|}{\sum_{t=b,e} (1 / \left| \sum_{j=1}^w \sum_{i=1}^w M(x_{ij}, y_{ij}, t_{\beta}, B) - \sum_{j=1}^w \sum_{i=1}^w M(x_{ij}, y_{ij}, t_p, B) \right|)}, (t=b, e) \quad (3)$$

$$L(x_{w/2}, y_{w/2}, t_p, B) = \beta_a \times L(x_{w/2}, y_{w/2}, t_a, B) + L(x_{w/2}, y_{w/2}, t_b, B) \quad (4)$$

3.3 FSDAF模型

FSDAF模型^[22,38-40]通过使用与STARFM和ESTARFM类似的方法,得到 t_1 时刻高时空分辨率影像数据。在FSDAF模型中,输入数据包括一对 t_0 、 t_1 时刻的低空间分辨率影像,以及一幅 t_0 时刻的高空间分辨率影像。首先,对 t_0 时刻的高空间分辨率影像(Landsat 8)进行非监督分类,并结合 t_0 、 t_1 时刻低空间分辨率数据,计算每个类别覆盖类型的时间差异。然后,预测 t_1 时刻的高分辨率数据,并计算低分辨率数据像元的残差。接着,运用 t_1 时刻的低分辨率数据,使用薄板样条插值函数预测 t_1 时刻的高分辨率数据,并将残差分配给预测的高分辨率数据。最后,使用邻域信息得到高分辨率影像的最终预测。具体计算方法如下所示:

$$R_{high2}(x_{ij}, y_{ij}, b) = R_{high1}(x_{ij}, y_{ij}, b) + \sum_{k=1}^n w_k \cdot \Delta R(x_k, y_k, b) \quad (5)$$

$$\Delta R_{high}(x_{ij}, y_{ij}, b) = \varepsilon_{high}(x_{ij}, y_{ij}, b) + \Delta R_{high}(a, b) \quad (6)$$

其中: $R_{high2}(x_{ij}, y_{ij}, b)$ 为所要预测的 t_1 时刻的高分辨率数据; $R_{high1}(x_{ij}, y_{ij}, b)$ 为 t_0 时刻的高分辨率数据; $\Delta R(x_k, y_k, b)$ 代表 t_0 和 t_1 时刻之间像元分辨率的变化值; w_k 代表第 k 个相似像元的权重,其计算方法与ESTARFM模型中权重的计算一致,本节不再赘述; $\Delta R_{high}(a, b)$ 为 t_0 和 t_1 时刻之间高分数据中类别 a 在波段 b 中的改变量; $\varepsilon_{high}(x_{ij}, y_{ij}, b)$ 代表第 i 个低分像元分配给第 j 个高分像元的残差,残差求解方法为:

$$\varepsilon_{high}(x_{ij}, y_{ij}, b) = m \cdot \varepsilon(x_i, y_i, b) \cdot W(x_{ij}, y_{ij}, b) \quad (7)$$

$$\varepsilon(x_i, y_i, b) = \Delta R_{low}(x_i, y_i, b) -$$

$$\frac{1}{m} \left[\sum_{j=1}^m R_{high2}^{TP}(x_{ij}, y_{ij}, b) - \sum_{j=1}^m R_{high1}(x_{ij}, y_{ij}, b) \right] \quad (8)$$

$$CW(x_{ij}, y_{ij}, b) = E_{ho}(x_{ij}, y_{ij}, b) + \varepsilon(x_i, y_i, b) [1 - HI(x_{ij}, y_{ij})] \quad (9)$$

$$E_{ho}(x_{ij}, y_{ij}, b) = R_{high2}^{SP}(x_{ij}, y_{ij}, b) - R_{high2}^{TP}(x_{ij}, y_{ij}, b) \quad (10)$$

$$R_{high2}^{SP}(x_{ij}, y_{ij}, b) = f_{TPS-b}(x_{ij}, y_{ij}) \quad (11)$$

其中: m 为一个低分像元中的亚像元个数; $R_{high2}^{TP}(x_{ij}, y_{ij}, b)$ 为由时间差异预测的 t_2 时刻高分数据像元值; $R_{high2}^{SP}(x_{ij}, y_{ij}, b)$ 为优化薄板样条插值函数参数后预测的每个高分数据像元值; $CW(x_{ij}, y_{ij}, b)$ 为指导分配残差的权重; $W(x_{ij}, y_{ij}, b)$ 为对 $CW(x_{ij}, y_{ij}, b)$ 归一化之后的权重; HI 为同质系数; $f_{TPS-b}(x_{ij}, y_{ij})$ 为波段 b 的薄板样条插值函数。

3.4 TVDI模型

Hsu等^[41]以卫星数据得到的地表温度LST与植被指数NDVI为基础,基于NDVI-LST特征空间,提出了一种简化的TVDI。TVDI能够准确地反演土壤湿度,是表征植被受水分胁迫的指标,可表示为:

$$TVDI = (LST - LST_{min}) / (LST_{max} - LST_{min}) \quad (12)$$

其中:LST代表任意像元的地表温度,采用Landsat 8大气校正法反演所得; LST_{max} 为特征空间干边, $LST_{max} = a1 + b1 \cdot NDVI$,表示某一NDVI对应的地表最大温度; LST_{min} 为特征空间湿边, $LST_{min} = a2 + b2 \cdot NDVI$ 表示某一NDVI对应的地表最小温度; $a1$ 、 $b1$ 、 $a2$ 、 $b2$ 分别为干边和湿边线性拟合方程的系数,并将LST方程进行整合最终可得到TVDI计算公式。TVDI值介于0~1之间,与土壤湿度呈负线性相关,常用于监测特定年内某一时期整个区域的相对干旱程度。

4 结果与分析

4.1 NDVI模拟预测

根据图2所示,3种时空融合模型生成的8月26日NDVI影像质量较好,目视效果比较接近。从图3可以看出,其散点主要分布在1:1对角线周围,相较于其他两种融合模型而言,STARFM模型模拟预测的NDVI较为离散。为定量评价3种融合模型的效果,本文采用决定系数(Coefficient of Determination, R^2)及均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)来评价3种融合模型所生成的NDVI精度。

由图 3 可知,ESTARFM 模型所预测的 NDVI 值与真实值之间的线性拟合程度较好,离散程度较小,模拟预测值与真实值之间具有很好的一致性。其中,ESTARFM 模型的 R^2 最大(0.924),FSDAF 模型次之(0.912),STARFM 模型最小(0.849)。同

时,ESTARFM 模型模拟预测的 NDVI 值 RMSE 最小(0.076),FSDAF 模型次之(0.089),STARFM 模型的 RMSE 最大(0.108)。综上所述,ESTARFM 模型模拟预测的 NDVI 精度更高,在一定程度上更能准确地模拟预测同时期 Landsat 8-NDVI 分布状况。

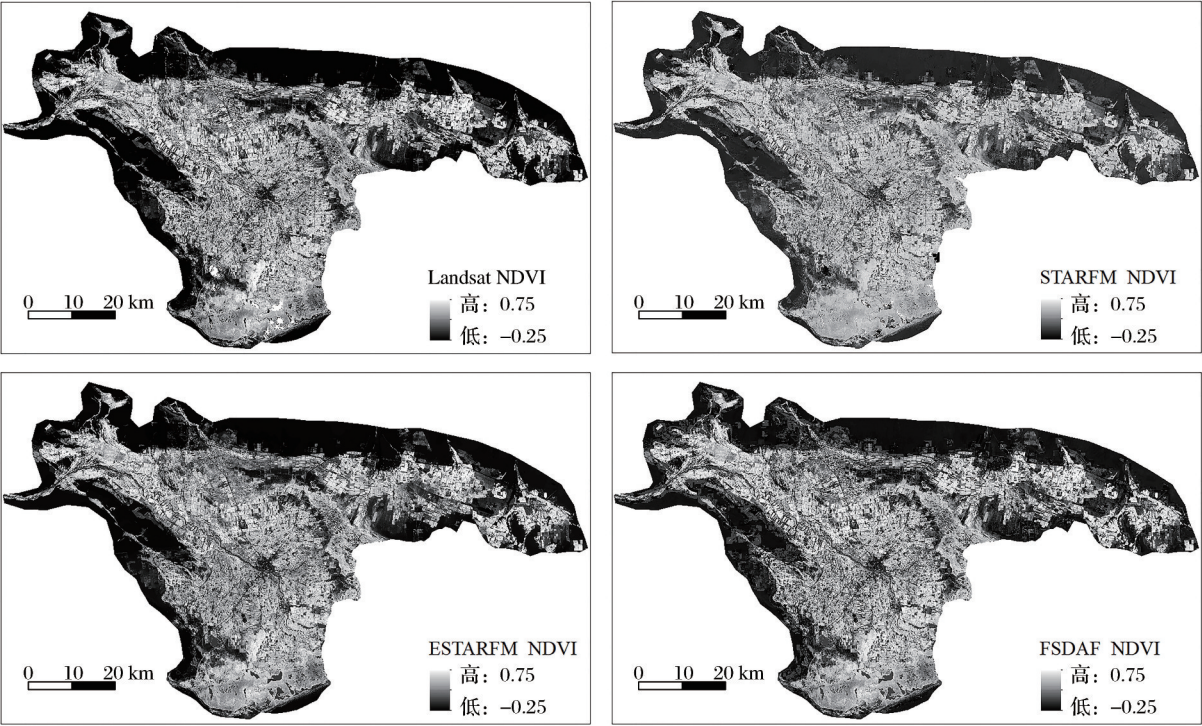


图 2 真实 Landsat 8-NDVI 与对应预测的 Landsat 8-NDVI
Fig.2 Observed Landsat 8-NDVI and predicted Landsat 8-NDVI

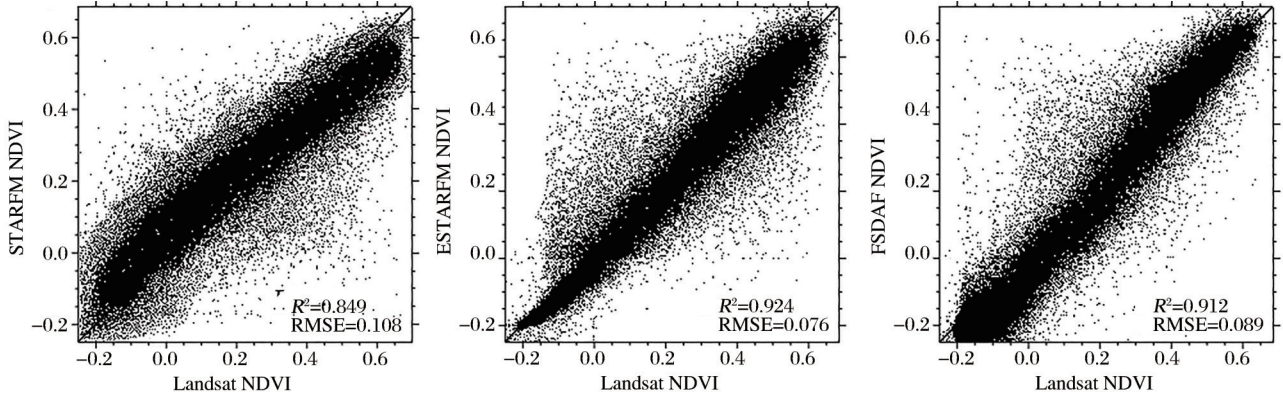


图 3 真实 Landsat 8-NDVI 与对应预测的 Landsat 8-NDVI 散点图
Fig.3 Observed Landsat 8-NDVI and corresponding predicted Landsat 8-NDVI scatter plots

4.2 地表温度融合反演

根据图 4 所示,3 种融合模型模拟的 8 月 26 日 LST 影像与真实影像较为吻合,空间细节连续性较好。从图 5 可以看出,STARFM 模型所模拟预测的 LST 值整体比真实值偏小,而 ESTARFM 模型所模拟预测的 LST 值精度较高,基本沿 1:1 对角线呈

对称分布,FSDAF 模型所模拟预测的 LST 值比真实值偏大。由图 5 得知,ESTARFM 模型所预测的 NDVI 值与真实值之间的 R^2 最大(0.877),FSDAF 模型次之(0.874),STARFM 模型最小(0.839)。同时,ESTARFM 模型模拟预测的 LST 值 RMSE 最小 (2.799°C),FSDAF 模型次之(3.144°C),STARFM

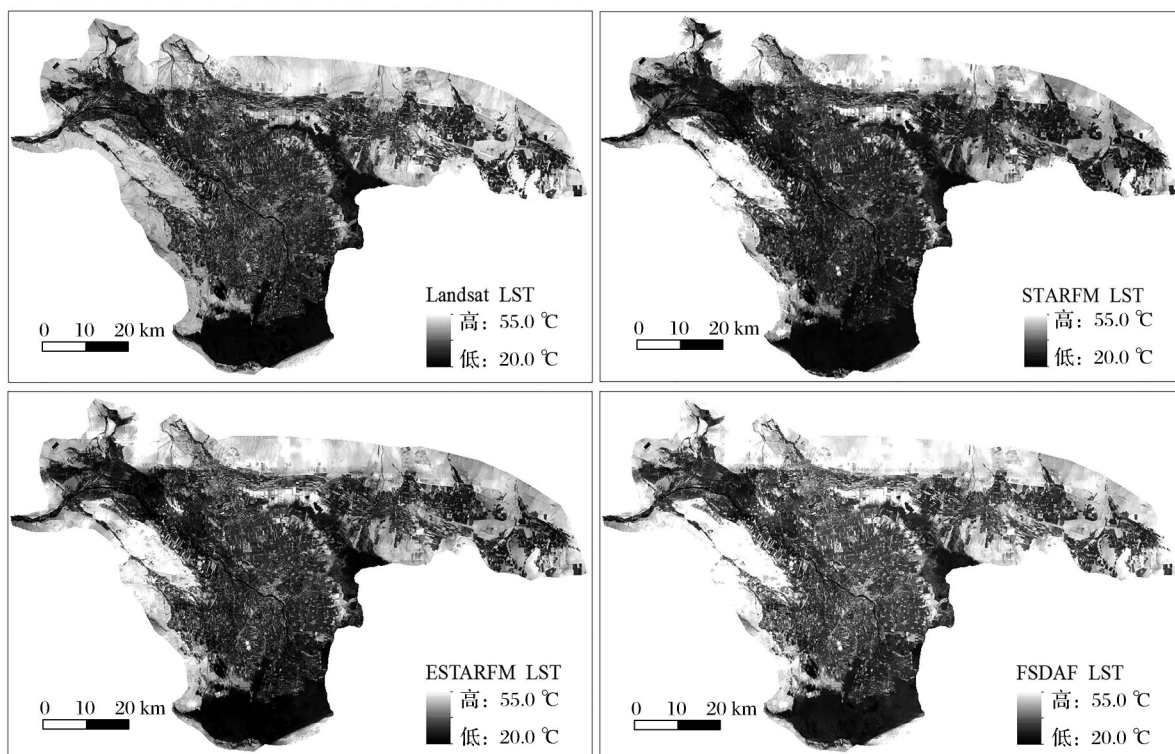


图4 真实 Landsat 8-LST与对应的预测 Landsat 8-LST

Fig.4 Observed Landsat 8-LST and predicted Landsat 8-LST

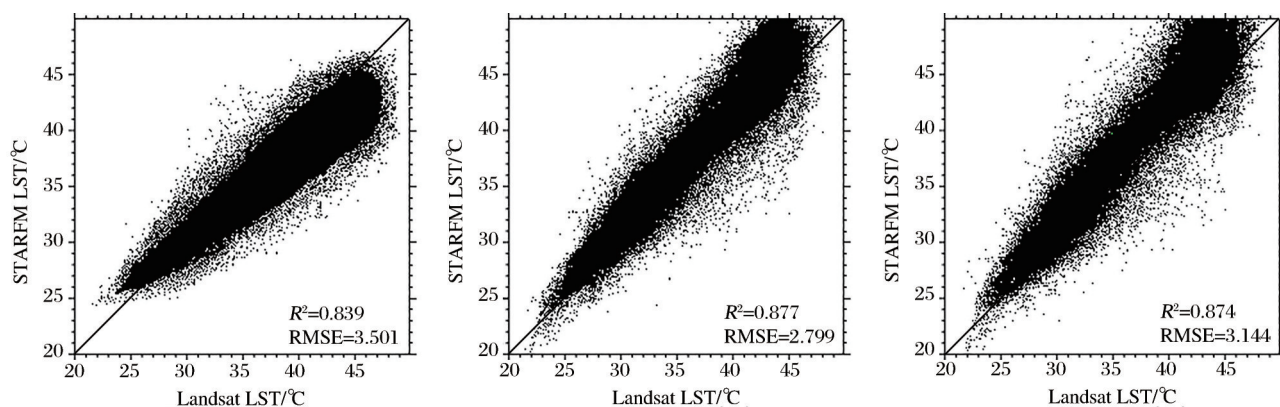


图5 真实 Landsat 8-LST与对应的预测 Landsat 8-LST 散点图

Fig.5 Observed Landsat 8-LST and corresponding predicted Landsat 8-LST scatter plots

模型的RMSE最大(3.501 °C)。综上所述,ESTARFM模型在一定程度上更能准确地模拟预测同时期Landsat 8影像的LST分布状况。

4.3 TVDI构建

基于ENVI5.3 IDL(Interactive Data Language)语言编程,将2018年8月26日的NDVI和LST相对应,运行输出NDVI-LST散点图(图6),得到某一NDVI值所对应的LST最大值和最小值,将NDVI和LST最大最小值进行线性拟合,得到干边和湿边对应的线性拟合方程(表1),进而利用方程(12)计算每个像元所对应的TVDI值。NDVI-LST散点

图中的干边表示水分条件值为零的像素,湿边表示水分条件值为100%的像素。因此,TVDI指数与表层土壤湿度条件密切相关。在干、湿边方程拟合中,由于NDVI小于0主要是水体等比较湿润的地表,认为其含水量为100%,所以只考虑NDVI大于0的情况。在NDVI与LST关系方面,随着NDVI的增大,LST最大值递减,呈减小趋势,LST最小值递增,呈增大趋势。从拟合结果可知,干边方程斜率小于0,湿边方程斜率大于0,表明随着植被覆盖度的增加,相应的LST最大值逐渐减小,LST最小值逐渐增大。同时,与真实Landsat 8 NDVI-LST

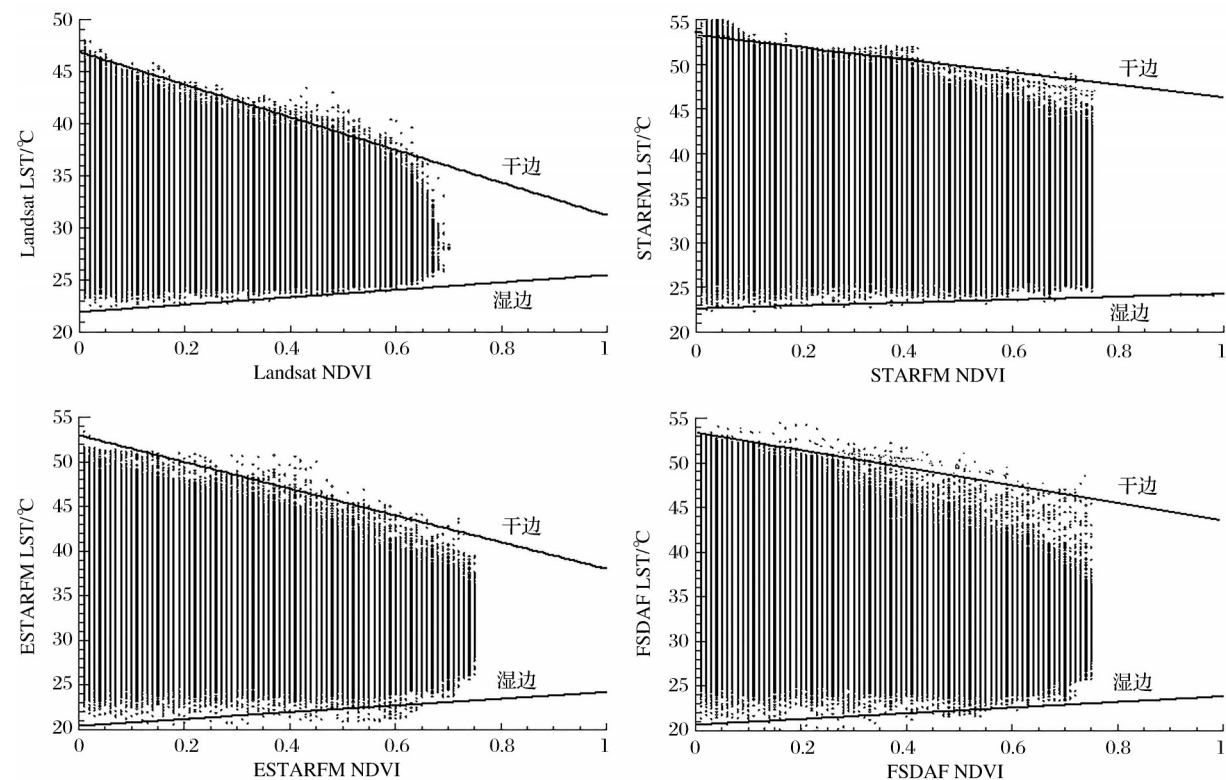


图 6 真实 NDVI-LST 与对应预测的 NDVI-LST 线性拟合

Fig.6 Linear fitting of observed NDVI-LST and predicted NDVI-LST

表 1 真实 NDVI-LST 与对应预测的 NDVI-LST 干湿边统计

Table1 Wet and dry edge statistics of real NDVI-LST and corresponding predicted NDVI-LST

TVDI类型	干边方程	R^2	湿边方程	R^2
真实 Landsat 8	$y = -15.673x + 46.884$	0.884 2	$y = 3.552x + 22.108$	0.371 4
STARFM	$y = -7.898x + 53.838$	0.709 8	$y = 1.542x + 22.673$	0.218 5
ESTARFM	$y = -14.938x + 53.041$	0.802 4	$y = 3.151x + 20.611$	0.299 3
FSDAF	$y = -10.838x + 53.238$	0.775 1	$y = 1.850x + 20.773$	0.265 6

拟合结果相比,ESTARFM 模型所拟合的 NDVI-LST 效果更接近于真实 Landsat 8 NDVI-LST(表 1)。STARFM 模型所模拟预测的农田 TVDI 值整体偏小(图 7),效果不太理想。而 ESTARFM 模型模拟预测的 TVDI 影像相较于 STARFM 模型和 FSDAF 模型模拟预测的 TVDI 影像而言,其与真实影像吻合度较高,空间细节连续性较好,纹理更加清晰,在一定程度上更能准确地模拟预测同时期 Landsat 8 影像的 TVDI 分布状况。

4.4 TVDI 差值分析

对各模型预测的 TVDI 图与真实 Landsat 8-TVDI 图进行差值分析。根据表 2 所示,ESTARFM 模型差值图的平均值最接近 0,且标准差最小,FSDAF 次之,STARFM 误差最大。图 8 为各模型所预测的 TVDI 与 Landsat 8-TVDI 之间的差值影像图。在农田覆盖区域范围内,ESTARFM 模

型差值图纹理信息较为清晰,同时也没有块状现象存在,能够刻画空间细节信息,这说明基于 ESTARFM 模型模拟预测的 TVDI 值与 Landsat 8-TVDI 值分布差异较小,较其他两种模型而言预测结果更加准确。而 STARFM 和 FSDAF 模型可能易受地势地形、地表覆盖类型和模型本身所用基准数据数量少的影响,不能对 TVDI 进行准确地模拟预测。空间异质性方面,从图 8 可以发现,各模型所模拟预测的农田区域 TVDI 与 Landsat 8-TVDI 主要在东北方向的差异性较大。通过研究此区域的 DEM 分布,发现此区域的海拔较其他区域平均高达 35~45 m,且地形较为复杂,小区域范围内地势落差大,对 NDVI 和 LST 的预测造成影响,进而降低了 TVDI 预测结果的准确性。

4.5 TVDI 精度验证

使用真实 Landsat 8-TVDI 和 0~10 cm RSM

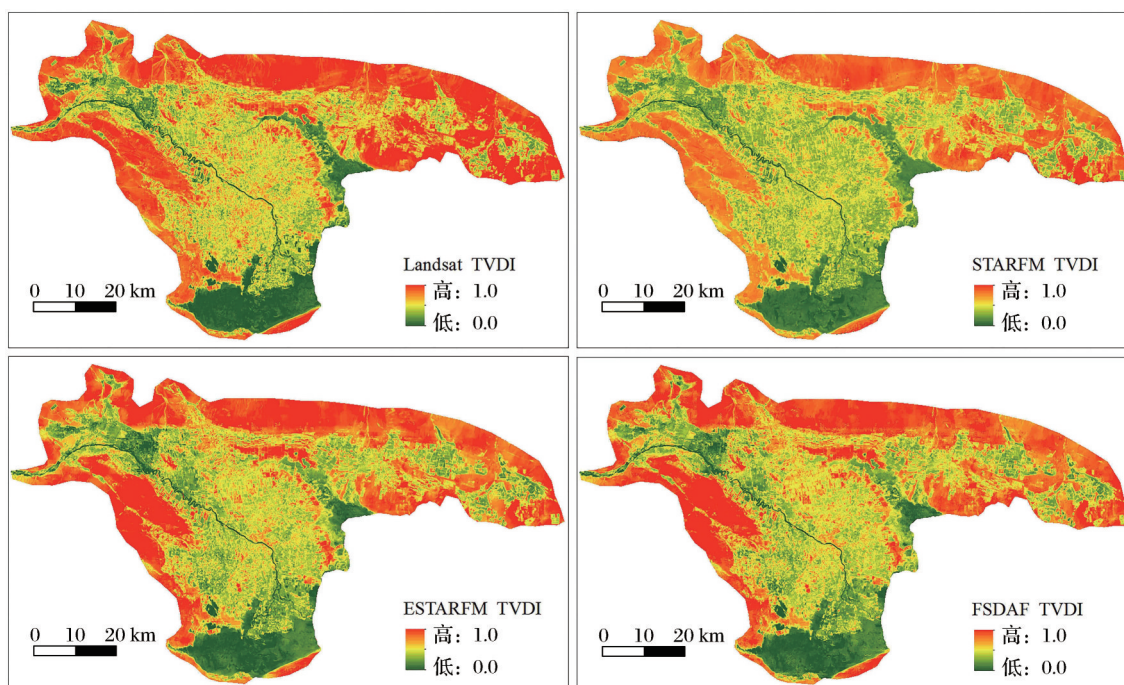


图7 真实 Landsat 8-TVDI与对应预测的 Landsat 8-TVDI

Fig.7 Observed Landsat 8-TVDI and predicted Landsat 8-TVDI

表2 预测 TVDI与 Landsat 8-TVDI 差值统计
Table 2 Prediction of TVDI and Landsat 8-TVDI difference statistics

模型	平均值	标准差	最小值	最大值
STARFM	-0.044	0.085	-0.320	0.280
ESTARFM	-0.013	0.037	-0.200	0.260
FSDAF	-0.039	0.079	-0.280	0.290

两种数据验证 3 种时空融合模型模拟预测的 TVDI 精度。通过将 Landsat 8-MODIS 模拟预测的 3 种 TVDI 与真实 Landsat 8 数据所反演的 TVDI 进行比较,结果显示(图 9),尽管由于重采样和融合过程中产生的偏差导致两个数据集之间存在差异,但 3 种融合模型所获得的 R^2 均大于 0.83,且通过 $P \leq 0.05$ 显著性检验。同时, RMSE 均小于 0.11,以 ESTARFM 融合模型最为显著 ($R^2=0.873$, RMSE = 0.079),线性拟合程度较好,离散程度较小,模拟预测值与真实值具有较好的一致性。其次,随机提取由 CLDAS 土壤相对湿度分析产品 V2.0 产品集所提供的研究区相应日期的地表 10 cm RSM 数据信息,提取点的个数为 133,鉴于 RSM 数据的分辨率,随机点间隔大于 5 km。分别以真实 Landsat 8 反演的 TVDI 和各模型模拟反演的 TVDI 为横坐标,以对应时间段的 10 cm RSM 数据为纵坐标构建 TVDI-RSM 散点图(图 10),并进行线性回归分析。由图 10 可知,各 TVDI 与 RSM 之间呈不同程度的负

相关线性关系,即 TVDI 越大, RSM 越小,反之亦然。从 TVDI 和 RSM 的线性拟合结果来看,3 种融合模型中以 ESTARFM 融合模型最为显著 ($R^2=0.2512$),表明 ESTARFM 模型所模拟预测的高时空分辨率 TVDI 可作为焉耆盆地农业干旱监测指标。

5 讨论

本研究基于 3 种时空融合模型模拟预测 NDVI 时,采用计算得到的基准期 Landsat 8-NDVI 数据、MODIS-NDVI 数据及预测日期 MODIS-NDVI 数据,结合不同空间权重直接模拟生成预测日期的 Landsat 8-NDVI 数据,与真实 Landsat 8-NDVI 之间的决定系数介于 0.849 ~ 0.924 之间。通过阅读文献,发现众多学者分别基于上述 3 种时空融合模型重构 NDVI 时,先运用模型模拟预测出 Landsat 红波段和近红外波段影像,再使用归一化植被指数公式计算得到 NDVI,与真实 Landsat-NDVI 之间的决定系数多介于 0.71~0.85 之间^[14,29,42]。前者所用模式在模拟预测 NDVI 过程中只使用了一次融合模型,而后者所用模式则使用了两次融合模型,理论上后者所造成的误差更大。通过上述对比分析,表明直接利用已有的 NDVI 数据进行高时空 NDVI 的模拟预测是可行的。后期将对两种模式进行深入定量的分析,以提高 NDVI 模拟预测的精度。

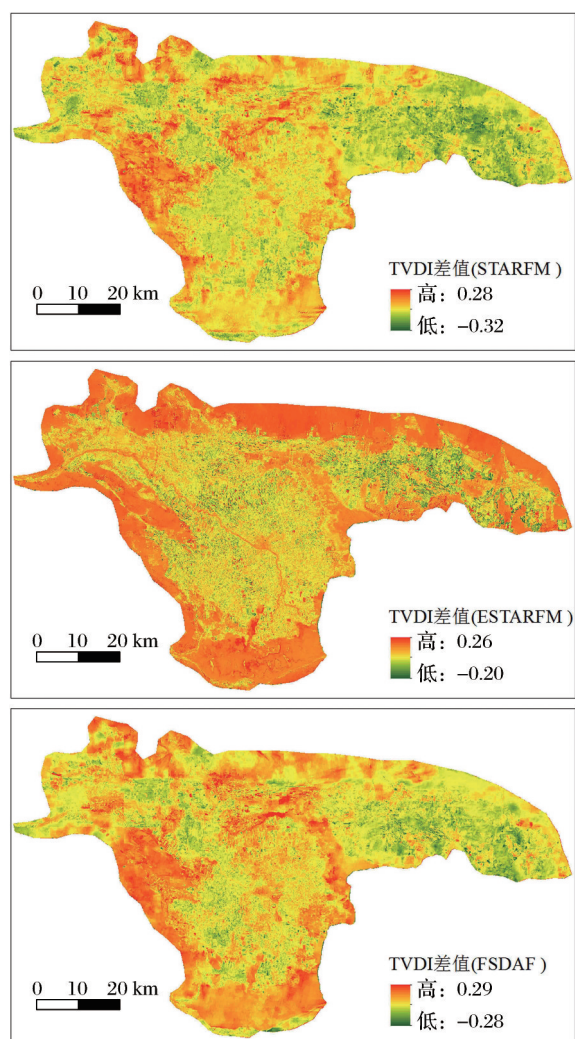


图8 各模型预测 TVDI 与 Landsat8-TVDI 差值影像图

Fig.8 Prediction of TVDI and Landsat8-TVDI difference images by each mode

研究区农作物类型主要以辣椒、番茄和小麦为主,会在短时间内发生变化。而基准影像与预测影像的时间跨度过大,相似季相特征不明显或者有明显差异,会增大预测结果的不确定性,从而降低了3

种融合模型模拟预测的精度和质量。另外,实验仅从模拟预测的精度方面来对3种模型进行定量评价,忽略了各模型的运行时间,无法从时间尺度上对各模型进行评价。因此,后续工作中也将会考虑各模型所运行的时间,以便于更加全面、系统地对3种模型进行评价。

采用 10 cm RSM 数据对众 TVDI 进行精度评价时,发现它们之间的 R^2 普遍较低,这主要是由于模拟预测的 Landsat 8-TVDI 和 10 cm RSM 两者数据之间的空间分辨率差距较大,无法实现精确对应验证,其次是由于 10 cm RSM 数据本身存在 10% 的偏差,难免会出现 R^2 较低的情况。而通过阅读文献^[9],发现 Landsat 8-TVDI 与同时期实测的 0~10 cm 土壤体积含水量数据呈显著相关。因此,在后续工作中将结合现场实测土壤湿度数据对模拟预测的 TVDI 精度进行验证。

从实验中可以发现,针对各种融合指标,ESTARFM 模型的融合精度均比其他两种模型要高。ESTARFM 和 STARFM 对比方面,首先,ESTARFM 是对原始 STARFM 算法的改进,最显著改进是使用转换系数将混合低分辨率像素变化转换为其中的高分辨率像素,从而能够确保对小物体和线性物体进行准确的预测。其次,ESTARFM 与 STARFM 相比,提高了选择相似像素的准确性,从而能够确保以相同的光谱轨迹选择正确的相似像素。最后,对于每个相似像素的权重计算,ESTARFM 使用高分辨率像素和低分辨率像素之间的光谱相似性来表示低分辨率像素的同质性,而不是原始 STARFM 中的光谱距离,这可以避免由于辐射校正和大气校正所导致的某些误差^[17,21-22]。ESTARFM 和 FSDAF 对比方面,ESTARFM 模型模

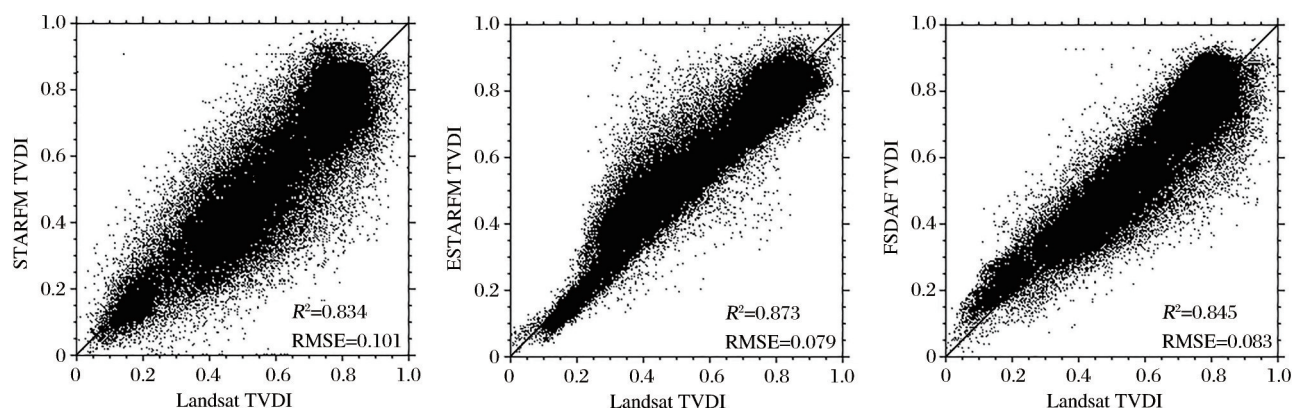


图9 真实 Landsat 8-TVDI 与对应预测的 Landsat 8-TVDI 散点图

Fig.9 Observed Landsat 8-TVDI and corresponding predicted Landsat 8-TVDI scatter plots

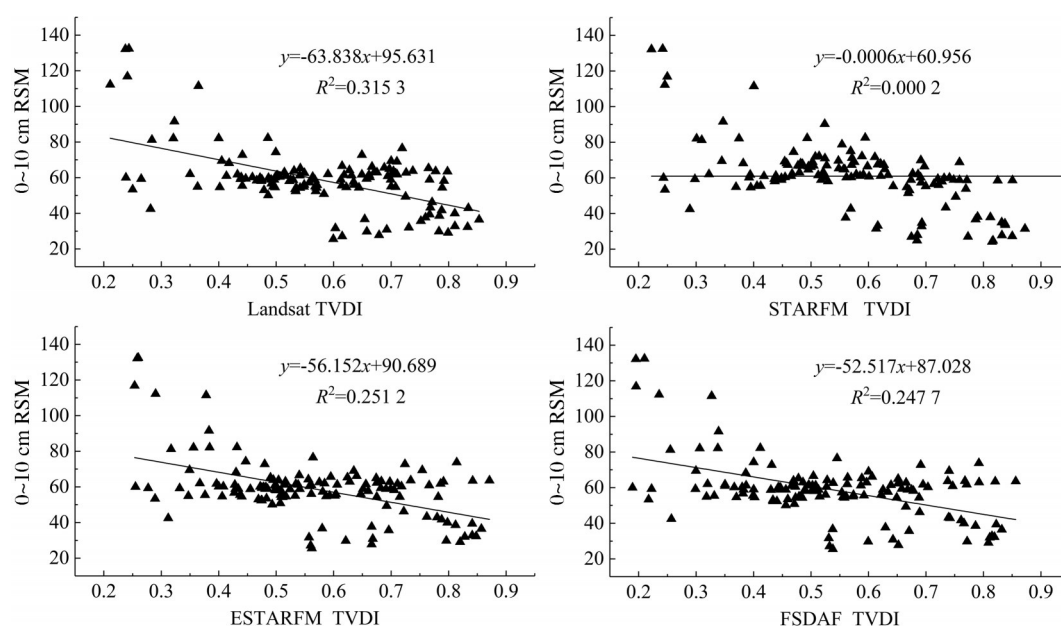


图10 10 cm RSM与TVDI的拟合

Fig.10 Fitting of 10 cm RSM and TVDI

拟预测的指标精度要高于FSDAF模型,虽然FSADF模型较灵活,只需要输入一期高分辨率基准数据,而ESTARFM模型需要输入两期高分辨率基准数据,已知信息更多。且两种算法针对不同应用场景所模拟预测的指标精度可能不同,研究区地处异质区域,地表覆盖类型较为复杂,使用两期高分辨率基准数据更能够提高选择相似物体像素的准确性。

6 结论

以新疆焉耆盆地研究对象,基于Landsat 8和MODIS数据提取了干旱因子,运用STARFM、ESTARFM及FSDAF这3种时空融合模型分别对干旱因子进行了融合,并分别建立了TVDI模型。最后,采用10 cm RSM数据对反演的TVDI进行验证,以便于找出3种时空融合模型中反演干旱最优的模型。本文得出以下结论:

(1) 3种时空融合模型所模拟预测的干旱因子与真实Landsat 8数据所反演的干旱因子相比,ESTARFM模型所模拟预测干旱因子的 R^2 和RMSE均优于其他两种模型。

(2) 3种数据融合模型模拟预测的TVDI通过与真实Landsat 8数据反演的TVDI及RSM数据进行对比验证,发现ESTARFM模型模拟预测的TVDI与上述两种数据之间的 R^2 也均优于其他两种模型,分别达到了0.873和0.248。ESTARFM模型在

一定程度上更能实时准确地模拟预测同时期Landsat 8影像的TVDI分布状况,进而反映农业干旱。虽然TVDI模型反演地表土壤水分状况简单且准确度较高,但尚存在不足之处。首先,TVDI模型反演的土壤干湿状态仅能在同一时间进行对比,而同一区域多个时间或同一时间不同范围区域,所得到的干湿边不具有可比性。另外,TVDI仅考虑地表温度和归一化植被指数两个因素,未考虑降水、蒸散作用等其他干旱因子对监测结果的影响。因此,在今后的研究中需要进一步细化研究和验证分析,以提升TVDI模型的应用水平。

参考文献(References):

- [1] Mishra A K, Singh V P. A Review of Drought Concepts[J]. *Journal of Hydrology (Amsterdam)*, 2010, 391(1-2): 202-216.
- [2] Pang Sufei, Wei Wei, Guo Zecheng, *et al.* Agricultural Drought Characteristics and Its Influencing Factors in Gansu Province based on TVDI[J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2019, 38(6): 1849-1860. [庞素菲, 魏伟, 郭泽呈, 等. 基于TVDI的甘肃省农业旱情特征及其影响因素[J]. *生态学杂志*, 2019, 38(6): 1849-1860.]
- [3] Son N T, Chen C F, Chen C R, *et al.* Multi-temporal Landsat-MODIS Fusion for Cropland Drought Monitoring in El Salvador [J]. *Geocarto International*, 2019, 34(12): 1363-1383.
- [4] Schirmbeck L W, Fontana D C, Schirmbeck J. Two Approaches to Calculate TVDI in Humid Subtropical Climate of Southern Brazil[J]. *Scientia Agricola*, 2018, 75(2): 111-120.
- [5] Bai J, Yu Y, Di L. Comparison between TVDI and CWSI for

- Drought Monitoring in the Guanzhong Plain, China[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2018, 16(2): 389-397.
- [6] Liu H, Zhang A, Jiang T, *et al.* The Spatiotemporal Variation of Drought in the Beijing-Tianjin-Hebei Metropolitan Region (BTHMR) based on the Modified TVDI[J]. Sustainability, 2016, 8(12): 1327-1342.
- [7] Gao Z, Gao W, Chang N B. Integrating Temperature Vegetation Dryness Index (TVDI) and Regional Water Stress Index (RWSI) for Drought Assessment with the Aid of Landsat TM/ETM+ Images [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2011, 13(3): 495-503.
- [8] Liu Ying, Yue Hui, Hou Enke, *et al.* Drought Monitoring based on MODIS in Shanxi[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2019, 31(2): 172-179. [刘英, 岳辉, 侯恩科. MO-DIS 数据在陕西省干旱监测中的应用[J]. 国土资源遥感, 2019, 31(2): 172-179.]
- [9] Yu Junlin, Luo Ya, Zhao Zhilong, *et al.* Drought Monitor in Karst Gorge Area based on Landsat-8 and TVDI[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2019, 39(1): 104-113. [余军林, 罗娅, 赵志龙, 等. 基于 TVDI 和 Landsat-8 的喀斯特峡谷区干旱监测[J]. 水土保持通报, 2019, 39(1): 104-113.]
- [10] Yan Feng, Wang Yanjiao. Estimation of Soil Moisture from Ts-EVI Feature Space[J]. Acta Pedologica Sinica, 2009, 29(9): 4884-4891. [闫峰, 王艳姣. 基于 Ts-EVI 特征空间的土壤水分估算[J]. 生态学报, 2009, 29(9): 4884-4891.]
- [11] Rong Qiyuan, He Qisheng, Liu Baozhu. Study of Drought Monitoring based on Landsat 8 Data[J]. Science Technology and Engineering, 2015, 15(31): 205-211. [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.]
- [12] Xue Tianyi, Bai Jianjun. Spatiotemporal Variations of Spring Drought based on TVDI and Meteorological Index in Shanxi Province[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2017, 24(4): 240-246. [薛天翼, 白建军. 基于 TVDI 和气象数据的陕西省春季旱情时空分析[J]. 水土保持研究, 2017, 24(4): 240-246.]
- [13] Sha Sha, Guo Ni, Li Yaohui, *et al.* Applicability of TVDI in Monitoring Drought in Longdong Area of Gansu, China[J]. Journal of Desert Research, 2017, 37(1): 132-139. [沙莎, 郭妮, 李耀辉, 等. 温度植被干旱指数(TVDI)在陇东土壤水分监测中的适用性[J]. 中国沙漠, 2017, 37(1): 132-139.]
- [14] Shi Yuechan, Yang Guijun, Li Xinchuan, *et al.* Intercomparison of the Different Fusion Methods for Generating High Spatial-temporal Resolution Data[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2015, 34(1): 92-99. [石月婵, 杨贵军, 李鑫川, 等. 融合多源遥感数据生成高时空分辨率数据的方法对比[J]. 红外与毫米波学报, 2015, 34(1): 92-99.]
- [15] Liu Gang, Zhang Yu, Zang Zhuo, *et al.* Extraction and Comparative Analysis of Forest Information of Multi-source Remote Sensing Data[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2012, 32(10): 158-161. [刘刚, 张雨, 臧卓, 等. 多源遥感数据森林信息的提取和比较分析[J]. 中南林业科技大学学报, 2012, 32(10): 158-161.]
- [16] Ping Bo, Meng Yunshan, Su Fenzhen. Comparisons of Spatiotemporal Fusion Methods for GF-1 WFV and MODIS Data [J]. Journal of Geo-Information Science, 2019, 21(2): 157-167. [平博, 孟云闪, 苏奋振. 面向 GF-1 WFV 数据和 MODIS 数据的时空融合算法对比分析[J]. 地球信息科学学报, 2019, 21(2): 157-167.]
- [17] Gao F, Masek J, Schwaller M, *et al.* On the Blending of the Landsat and MODIS Surface Reflectance: Predicting Daily Landsat Surface Reflectance[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(8): 2207-2218.
- [18] Liu Jianbo, Ma Yong, Wu Yitian, *et al.* Review of Methods and Applications of High Spatiotemporal Fusion of Remote Sensing Data[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 1038-1049. [刘建波, 马勇, 武易天, 等. 遥感高时空融合方法的研究进展及应用现状[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 1038-1049.]
- [19] Hikker T, Wulderb M A, Coopsa N C, *et al.* A New Data Fusion Model for High Spatial- and Temporal-resolution Mapping of Forest Disturbance based on Landsat and MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(8): 1613-1627.
- [20] Xie Dengfeng, Zhang Jinshui, Pan Yaozhong, *et al.* Fusion of MODIS and Landsat 8 Images to Generate High Spatial-temporal Resolution Data for Mapping Autumn Crop Distribution [J]. Journal of Remote Sensing, 2015, 19(5): 791-805. [谢登峰, 张锦水, 潘耀忠, 等. Landsat 8 和 MODIS 融合构建高时空分辨率数据识别秋粮作物[J]. 遥感学报, 2015, 19(5): 791-805.]
- [21] Zhu X L, Chen J, Gao F, *et al.* An Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model for Complex Heterogeneous Regions[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(11): 2610-2623.
- [22] Zhu X L, Helmer E H, Gao F, *et al.* A Flexible Spatiotemporal Method for Fusing Satellite Images with Different Resolutions [J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 172: 165-177.
- [23] Yang Min. Comparison and Application of Downscale Spatial and Temporal Fusion Method for Land Surface Temperature [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2017. [杨敏. 地表温度降尺度时空融合方法对比及其应用[D]. 西安: 西安科技大学, 2017.]
- [24] Wu M Q, Niu Z, Wang C Y, *et al.* Use of MODIS and Landsat Time Series Data to Generate High-resolution Temporal Synthetic Landsat Data Using a Spatial and Temporal Reflectance Fusion Model[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2012, 6(1): 63501-63507.
- [25] Liao C H, Wang J F, Dong T, *et al.* Using Spatio-temporal Fusion of Landsat 8 and MODIS Data to Derive Phenology, Biomass and Yield Estimates for Corn and Soybean[J]. Science of the Total Environment, 2019, 650(2): 1707-1721.
- [26] Dong T, Liu J, Qian B, *et al.* Estimating Winter Wheat Biomass by Assimilating Leaf Area Index Derived from Fusion of

- Landsat 8 and MODIS Data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 49: 63-74.
- [27] Mityok Z K, Bolton D K, Coops N C, *et al.* Snow Cover Mapped Daily at 30 Meters Resolution Using a Fusion of Multi-temporal MODIS NDSI Data and Landsat Surface Reflectance[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2018, 44(5): 413-434.
- [28] Bai L, Long D, Yan L. Estimation of Surface Soil Moisture with Downscaled Land Surface Temperatures Using a Data Fusion Approach for Heterogeneous Agricultural Land[J]. Water Resources Research, 2019, 55(2): 1105-1128.
- [29] Liao C H, Wang J F, Pritchard I, *et al.* A Spatio-temporal Data Fusion Model for Generating NDVI Time Series in Heterogeneous Regions[J]. Remote Sensing, 2017, 9(11): 1125-1153.
- [30] Niu Haipeng, Wang Zhanqi, Xiao Dongyang. Paddy Rice Planting Area Extraction in County-level based on Spatiotemporal Data Fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 156-163. [牛海鹏, 王占奇, 肖东洋. 基于时空数据融合的县域水稻种植面积提取[J]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 156-163.]
- [31] Zhang Lifu, Peng Mingyuan, Sun Xuejian, *et al.* Progress and Bibliometric Analysis of Remote Sensing Data Fusion Methods (1992~2018)[J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(4): 603-619. [张立福, 彭明媛, 孙雪剑, 等. 遥感数据融合研究进展与文献定量分析(1992~2018)[J]. 遥感学报, 2019, 23(4): 603-619.]
- [32] Gulziba·Anwar, Mamattursun·Eziz, Mihrigul·Anwar, *et al.* The Seasonal Runoff Variation of Qingshui River in Yanqi Basin during Period from 1956 to 2010 based on Wavelet Analysis[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2016, 23(1): 210-214, 220. [古丽孜巴·艾尼瓦尔, 麦提提吐尔逊·艾则孜, 米热古丽·艾尼瓦尔, 等. 基于小波分析1956~2010年焉耆盆地清水河径流量季节变化规律[J]. 水土保持研究, 2016, 23(1): 210-214, 220.]
- [33] Mamat Z, Yimit H, Eziz A, *et al.* Oasis Land-use Change and Its Effects on the Eco-environment in Yanqi Basin, Xinjiang, China[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2014, 186(1): 335-348.
- [34] Sun Rui, Rong Yuan, Su Hongbo, *et al.* NDVI Time-series Reconstruction based on MODIS and HJ-1 CCD Data Spatial-temporal Fusion[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(3): 361-373. [孙锐, 荣媛, 苏红波, 等. MODIS和HJ-1 CCD数据时空融合重构NDVI时间序列[J]. 遥感学报, 2016, 20(3): 361-373.]
- [35] Liu Yongmei, Ma Li, Huang Chang, *et al.* Study on the Change of Vegetation Coverage of Loess Plateau in Northern Shanxi Province based on MODIS-Landsat Fusion Data[J]. Journal of Northwest University (Natural Science Edition), 2019, 49(1): 62-70. [刘咏梅, 马黎, 黄昌, 等. 基于MODIS-Landsat时空融合的陕北黄土高原植被覆盖变化研究[J]. 西北大学学报(自然科学版), 2019, 49(1): 62-70.]
- [36] Guo Wenjing, Li Ainong, Zhao Zhiqiang, *et al.* Constructing the Time-series NDVI Dataset with a High Spatial and Temporal Resolution through Fusing a VHRR with TM Data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(2): 267-276. [郭文静, 李爱农, 赵志强, 等. 基于AVHRR和TM数据的时间序列较高分辨率NDVI数据集重构方法[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(2): 267-276.]
- [37] Hao Guibin, Wu Bo, Zhang Lifu, *et al.* Temporal and Spatial Variation Analysis of the Area of Siling Co Lake in Tibet based on ESTARFM (1976~2014)[J]. Journal of Geo-Information Science, 2016, 18(6): 833-846. [郝贵斌, 吴波, 张立福, 等. ESTARFM模型在西藏色林错湖面积时空变化中的应用分析(1976~2014年)[J]. 地球信息科学学报, 2016, 18(6): 833-846.]
- [38] Yang Min, Yang Guijun, Chen Xiaoning, *et al.* Generation of Land Surface Temperature with High Spatial and Temporal Resolution based on FSDAF Method[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2018, 30(1): 54-62. [杨敏, 杨贵军, 陈晓宁, 等. 基于FSDAF方法融合生成高时空分辨率地表温度[J]. 国土资源遥感, 2018, 30(1): 54-62.]
- [39] Wang Jie, Li Weipeng. Research on Relationship between Vegetation Cover Fraction and Vegetation Index based on Flexible Spatiotemporal Data Fusion Model[J]. Pratacultural Science, 2017, 34(2): 264-272. [王杰, 李卫朋. 基于灵活的时空融合模型的植被覆盖度与植被指数关系[J]. 草业科学, 2017, 34(2): 264-272.]
- [40] Wen Guotao, Bai Jianjun, Sun Songsong. Variation of Drought in Shanxi from 2004 to 2014 based on Remotely Sensed Data[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2018, 36(1): 221-229. [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.]
- [41] Hsu W L, Chang K T. Cross-estimation of Soil Moisture Using Thermal Infrared Images with Different Resolutions[J]. Sensors and Materials, 2019, 31(2): 387-398.
- [42] Chen Menglu, Li Cunjun, Guan Yunlan, *et al.* Generation and Application of High Temporal and Spatial Resolution Images of Regional Farmland based on ESTARFM Model[J]. Acta Agronomica Sinica, 2019, 45(7): 1099-1110. [陈梦露, 李存军, 官云兰, 等. 基于ESTARFM模型的区域农田高时空分辨率影像产生与应用[J]. 作物学报, 2019, 45(7): 1099-1110.]

Time and Space Fusion Model Comparison of Temperature Vegetation Drought Index

Li Chao^{1,2,3}, Li Xuemei^{1,2,3}, Tian Yalin^{1,2,3}, Ren Rui^{1,2,3}

(1. Faculty of Geomatics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China;

2. Gansu Provincial Engineering Laboratory for National Geographic State Monitoring, Lanzhou 730070, China;

3. National-Local Joint Engineering Research Center of Technologies and Applications for National Geographic State Monitoring, Lanzhou 730070, China)

Abstract: Drought is the first disaster affecting agricultural production. The annual precipitation in Xinjiang of China is scarce and the climate is dry. This is one of the major obstacles to the agricultural transformation and rural revitalization in Xinjiang. Therefore, timely and accurate monitoring of agricultural drought in Xinjiang is of great significance for safeguarding agricultural production. Yanqi Basin in Xinjiang was took as an example. Landsat8 and MODIS data were used. The Spatio Temporal Adaptive Reflectivity Fusion Model (STARFM), the Enhanced STARFM (Enhanced STARFM, ESTARFM) Model and Flexible Spatio Temporal Data Fusion (FSDAF) model were used to construct the Temperature Vegetation Dryness Index (TVDI). At the same time, the Relative Soil Moisture (RSM) was used to verify the TVDI inversion results. The results show that coefficient of determination (R^2) and root mean square error (RMSE) of the drought factors (NDVI and surface temperature) simulated by the ESTARFM model were better than that by the other two models. And the R^2 and RMSE of NDVI simulated by the ESTARFM model reached 0.924 and 0.076. In addition, the R^2 and RMSE of surface temperature simulated by the ESTARFM model reached 0.877 and 2.799. Comparing with TVDI of the real Landsat8 data inversion and RSM data, it was found that the TVDI simulated by the ESTARFM model is better than the other two models, with 0.873 of R^2 and 0.248 of RMSE. The ESTARFM model can more accurately simulate the TVDI distribution of the Landsat8 images in the same period, so as to monitor the drought degree of the farmland in Xinjiang.

Key words: Landsat 8-MODIS; STARFM; ESTARFM; FSDAF; TVDI