

基于FY3C地表温度重建的多云地区旱情监测评估

张德军^{1,2}, 杨世琦², 王永前^{1,2}, 孙亮³,
高阳华², 祝好², 叶勤玉²

(1. 成都信息工程大学资源环境学院, 成都 610225; 2. 重庆市气象科学研究所, 重庆 401147;

3. 中国农业科学院农业资源与区划所, 中国农业农村部农业遥感重点实验室, 北京 100081)

摘要: 受热红外传感器无法探测云下地表信息的影响, 热红外遥感数据失去了对多云地区旱情监测的能力。采用RSDAST(Remotely Sensed Daily Land Surface Temperature Reconstruction)模型实现了FY3C/VIRR(Visible and Infrared Radiometer)云像元LST值的重建, 结合重建后LST和NDVI数据采用TVDI指数对2018年重庆市干旱进行监测分析, 并通过对比土壤墒情数据与OTVDI(Original TVDI)和RTVDI(Reconstructed TVDI)间的相关性来评估RTVDI在多云条件下旱情监测的能力。评估结果表明: 基于RSDAST模型扩大了多云地区遥感干旱监测的空间范围和时间连续性, 提升了区域旱情监测的精度(长时间序列和空间分布上RTVDI与土壤墒情数据间的R值均高于OTVDI), 极大地提高热红外遥感数据在多云条件下的可用性和可靠性。

关键词: 可见光遥感; 地表温度重建; RSDAST; 干旱

干旱是一种复杂的、多属性的自然现象, 常表现出频率高、持续时间长、影响范围广等特点, 对国民经济尤其是农业生产造成严重影响。资料显示, 气象灾害造成的经济损失占全球自然灾害损失的85%, 其中干旱带来的损失占气象灾害损失的一半以上^[1-3]。干旱事件造成如此巨大损失的一个可能原因是对于干旱发展行为认识不足, 缺乏及时的准备和有效的反应行动^[4]。与其他自然灾害相比, 干旱发生速度较慢, 发展范围较广, 在造成严重损失之前很难发现^[5]。因此, 能够及时、准确地监测干旱情况, 对于抗旱准备和减少风险至关重要^[6-10]。

遥感技术具有宏观、快速、经济等特点, 能弥补站点监测在空间尺度上的不足, 实现区域或全球尺度旱情的监测^[11,12]。在土壤缺水条件下, 植被生长受阻, 利用不同的植被指数能间接地描述区域内土壤含水量^[13-15]。但植被指数对短期土壤水分变化的敏感性较低, 单一采用植被指数不能准确地描述干旱在短时间内的变化^[16]。在极端高温天气下, 土壤中水分蒸发增大, 在降水不均时易出现区域性干旱^[17,18]。Lambin等^[19]、Price^[20]研究发现, 地表温度与植被指数之间存在极强的负相关性, 两者的结合能实现信息互补, 为区域土壤湿度监测提供潜力。Sandholt等^[21]基于LST/NDVI特征空间提出了一种简化的经验参数化的地表干旱指数(TVDI), 经验证TVDI与MIKE SHE模型模拟的表层土壤水分密切相关。Garcia等^[22]、王凤杰等^[23]、Amani等^[24]、Liu等^[25]、Zhang等^[26]、杜灵通等^[27]将LST/

收稿日期: 2019-09-12; 修订日期: 2020-01-07

基金项目: 国家自然科学基金项目(41631180); 重庆市气象部门业务技术攻关项目(YWJSGG-202001); 重庆市科技厅项目(cstc2019jcyj-msxmX0649); 四川省科技计划项目(19ZDYF0158)

作者简介: 张德军(1995-), 男, 四川广元人, 硕士, 主要从事卫星遥感应用研究。E-mail: 18328424805@163.com

通讯作者: 杨世琦(1980-), 女, 重庆人, 硕士, 正高级工程师, 主要从事卫星遥感应用研究。

E-mail: yangshiqi1980@Sina.com

*NDVI*特征空间模型成功地应用到多种气候环境下地表水分监测中,其研究范围从平方米到全球。然而由于热红外波长较短,云覆盖区域地表信息无法被传感器捕获,使得多云区域热红外遥感数据中存在大量空缺值^[28-30]。而*TVDI*是根据植被指数与地表温度散点形成的特征空间来估算的,其结果只依靠图像数据^[31]。当研究区内云像元较多时,*LST/NDVI*将很难形成三角特征空间,因而无法全面、连续地反映区域地表土壤水分状况。

云下像元*LST*的重建对评价多云地区地表土壤水分具有重要的意义^[32,33]。大量学者致力于云下像元地表温度的重建,并提出了诸多算法和模型。*Xu*等^[34]采用滤波分析法(Harmonic Analysis of Time Series, HANTS)对MODIS数据云污染像元地表温度进行重建。*Fu*等^[30]结合耦合天气研究预报模型(Weather Research and Forecasting Model, WRF)和随机森林回归算法(Random Forest, RF)有效地估计了云下像元地表温度值。*Sun*等^[31]综合分析晴空和云像元对在空间距离和地表环境上的联系,按不同的权重分配最大程度上还原了云像元在晴空条件下的地表状态。*Neteler*^[35]、*Metz*等^[36]利用海拔、太阳角、降水和温度数据作为样条插值的附加变量来重建晴空条件下的地表温度。云像元*LST*的重建能增加研究区内有效像元的个数,填补部分地表类型处缺失像元*LST*值,使得重建后*LST/NDVI*特征空间更接近研究区地表水分的真实情况,从而提高了*TVDI*在多云、地表类型复杂区域干旱监测的精度。

FY3C作为03星02批卫星的首星,其数据被广泛应用于天气预报、灾害监测、环境保护等重要领域,特别在暴雨、大雾、森林火灾、干旱等监测预警中发挥重要作用。受云层遮挡影响,FY3C/VIRR *LST*产品数据中常存在大量无效值,严重限制了*LST*的时间和空间连续性。目前针对FY3C/VIRR *LST*产品数据尚不存在成熟的*LST*重建算法。2017年*Sun*等^[31]提出了一个针对MODIS数据的*LST*重建模型——RSDAST模型,该模型无需引入复杂的气象资料,仅利用相邻时空晴空像元*LST*来恢复云覆盖像元的*LST*值,能较好地延展到其他同类型传感器中。为了实现多云地区干旱的连续监测,本文基于FY3C产品数据,结合RSDAST和*TVDI*指数,利用重建后*RLST*与*NDVI*构成的特征空间来反映区域土壤水分的状况。将该模型实际应用到2018年重庆市干旱监测过程中,利用地面站点实测土层深度为10 cm的土壤墒情数据评估*RTVDI*的反演精度,并通过对比*OTVDI*、*RTVDI*与土壤墒情间的相关性评价RSDAST算法在多云地区干旱监测中的实际应用价值和意义。

1 研究方法与数据来源

1.1 温度植被干旱指数

植被指数表征绿色植被的生长及区域内植被的覆盖信息,地表温度则反映了土壤湿度状况。*LST/NDVI*的结合能实现信息互补,为区域土壤湿度监测提供潜力^[17]。大量田间试验表明,*LST*与*NDVI*之间存在密切的负相关关系^[37](图1),拟合出的*LST/NDVI*直线可表示该区域内土壤中的水分含量,*LST/NDVI*拟合线越接近水平线,表明该区域土壤水分含量越

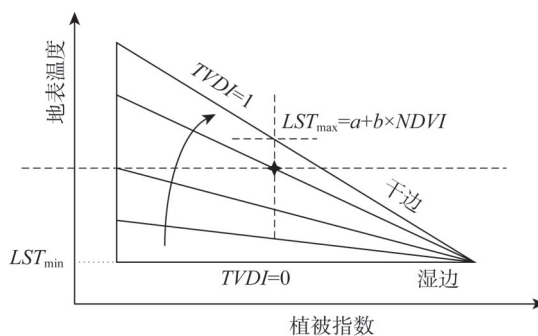


图1 *LST/NDVI*特征空间

Fig. 1 *LST/NDVI* feature space

高;反之,直线斜率越大,土壤水分含量越低。对于一个地表覆盖类型从裸土到密闭植被冠层,土壤湿度从干旱、半干旱到湿润的地区,区域内 $NDVI$ 和 LST 像元组成的散点图呈梯形或三角形^[19,20]。

理论模型和田间试验结果论证了 $LST/NDVI$ 特征空间, Sandholt 等^[21]在此基础上提出了 $TVDI$ 的概念。其计算公式为:

$$\begin{aligned} TVDI &= \frac{LST - LST_{\min}}{LST_{\max} - LST_{\min}} \\ LST_{\min} &= a_1 + b_1 \times NDVI \\ LST_{\max} &= a_2 + b_2 \times NDVI \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $TVDI$ 为温度植被干旱指数; LST 为地表温度值 (K); LST_{\min} 为某一 $NDVI$ 值对应的地表温度最小值 (K), 所有最小值的拟合线 $LST_{\min} = a_1 + b_1 \times NDVI$ 被称为湿边 ($TVDI=0$); LST_{\max} 为某一 $NDVI$ 值对应的地表温度最大值 (K), 所有最大值的拟合线 $LST_{\max} = a_2 + b_2 \times NDVI$ 被称为干边 ($TVDI=1$); 系数 a_1 、 a_2 、 b_1 和 b_2 为干湿边拟合系数; $NDVI$ 为归一化植被指数。当 LST 越接近干边时, $TVDI$ 值越大, 土壤湿度则越低; 反之, LST 越接近湿边时, $TVDI$ 值越小, 土壤中的湿度越大。利用 $TVDI$ 能较好地弥补单一考虑 $NDVI$ 或 LST 进行土壤水分状态监测的不足, 有效地减小了植被覆盖度对干旱监测的影响, 提高了遥感旱情监测的准确度和实用性, 在区域土壤含水量监测中得到广泛应用。

1.2 云像元地表温度重建原理

地理空间中两个地理单元间的联系与两者间“距离”有关, 两像元相距越近, 其地表特征越相似^[38,39]。当两像元间距离足够近时, 可认为两像元处在相同的天气条件下, 其太阳辐射、气温和降水等相同。那么可以假设某一像元与其邻近像元的温差在时间序列上保持稳定, 这一假设在 Sun 等^[31]的文章中得到验证。即有:

$$LST(x_0, y_0, t_0) - LST(x_i, y_i, t_0) = LST(x_0, y_0, t_p) - LST(x_i, y_i, t_p) \quad (2)$$

Sun 等^[31]结合式 (2) 提出了利用云污染像元周围以及相邻观测时刻晴空像元值重建云污染像元地表温度模型 (RSDAST), 其实现过程如式 (3) 所示:

$$LST(x_0, y_0, t_0) = \sum_{p=t_0-D}^{p=t_0+D} \sum_{i=0}^N W_i \times [LST(x_0, y_0, t_p) - LST(x_i, y_i, t_p) + LST(x_i, y_i, t_0)] \quad (3)$$

式中: $LST(x_0, y_0, t_0)$ 为待重建的云污染像元 LST 值 (K); t_0 为待重建图像的时间 (天); p 为相邻观测时间; i 为移动窗口内晴空像元点; D 为相邻时间尺度; N 为移动窗口内晴空像元点的总数 (个)。Sun 等^[31]在考虑距离因素的同时, 将相邻观测时间 t_p 的有效像元纳入重建算法里以增加有效像元点的个数。 $LST(x_0, y_0, t_p)$ 为云污染像元在 t_p 时对应的 LST 值 (K); $LST(x_i, y_i, t_p)$ 为 t_p 时移动窗口内 LST 晴空像元值 (K); $LST(x_i, y_i, t_0)$ 为 t_0 天时移动窗口内有效 LST 值 (K); W_i 为权重系数, 表示 $LST(x_i, y_i)$ 对重建 $LST(x_0, y_0, t_0)$ 的贡献值, 其值大小与距离因子 (D_i) 和相似性因子 (S_i) 有关, 计算公式如下:

$$W_i = \frac{1/(D_i \times S_i)}{\sum_{i=1}^N [1/(D_i \times S_i)]} \quad (4)$$

D_i 为距离因子。根据地理学第一定律, 两像元间的关联性与其之间的距离存在必然

的联系,距离越近,像元间的相关性越强。换句话说,在地表温度重建过程中,地表质地均匀的两像元间距离越近,像元间地表温度值也越接近,其对 $LST(x_0, y_0, t_0)$ 的重建贡献值也越大。因此 (x_0, y_0) 与 (x_i, y_i) 间的距离因子被定义为:

$$D_i = \sqrt{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2} \quad (5)$$

然而,并非两个距离越近的像元间地表温度的差异就越小,其关联性还受地表环境的影响。Sun 等^[31]引入一个相似性因子 S_i 用以表征相邻像元间地表环境的相似性。理论上,在较短时间内,若相邻像元间地表环境未发生明显变化时,其两者间地表温度的差值 ΔLST 不会随时间发生明显的改变。因此,可以利用邻近像元间地表温度的差值 ΔLST 来表征其地表环境的相似性, ΔLST 越小,表明两像元间的地表环境越相似。即在 $LST(x_0, y_0, t_0)$ 缺失的条件下,利用 t_p 时两像元间的差值 (LST Difference of Pixel Pair, LDPP) 来定义 (x_i, y_i) 像元和 (x_0, y_0) 像元间地表的相似性。LDPP 值越小,表明两像元间地表覆盖越相似,相似性因子 S_i 的计算可表示为:

$$S_i = |LST(x_0, y_0, t_p) - LST(x_i, y_i, t_p)| + 1 \quad (6)$$

由式 (6) 中可知, S_i 越小,该邻近有效像元 LST 在 $LST(x_0, y_0, t_0)$ 重建中所占的比例越大。+1 是为避免两相邻像元间地表温度相同时出现 $S_i = 0$ 。

1.3 验证方法

1.3.1 RSDAST 算法验证

RSDAST 模型利用相邻时空晴空像元 LST 值实现云污染像元 LST 的重建,重建后的 LST 为晴空状态下 LST ,而非云下像元真实 LST 值,因此,利用站点实测的 LST 来验证重建后的 LST 值是不合适的。本文采用“去除—重建—对比”的方法,即筛选部分原始数据中晴空像元点模拟受云污染的像元,去除模拟云污染像元后,采用 RSDAST 法对缺失像元进行填补重建,最后利用原始像元值作为验证数据对重建后的像元值进行比对分析,以 R 、 $Bias$ 和 $RMSE$ 表征算法在晴空条件下地表温度重建的精度。

1.3.2 RSDAST 算法在多云地区旱情监测的适用性验证

结合 $RLST$ 与 $NDVI$ 反演得到研究区 2018 年每日 $RTVDI$ 值。为验证 $RTVDI$ 在多云地区旱情监测中的实用性和可靠性,通过以下几个方面加以分析:(1) 对比重建前后干湿边的拟合情况,验证 RSDAST 算法在多云地区旱情监测中的实际贡献。干湿边拟合结果在一定程度上决定了 $TVDI$ 的计算结果,在大面积云覆盖的区域,缺失像元过多将导致区域干湿边拟合困难或拟合的干湿边与地表实际情况间存在较大的差异。(2) 利用研究区内地面站点实测的土层深度为 10 cm 土壤墒情数据验证 $RTVDI$,用于评价 RSDAST 算法在多云地区长时间序列干旱监测的能力。

1.4 多云地区旱情连续监测研究思路

在多云条件下,为实现干旱的连续大范围监测,采用 RSDAST 模型对云下像元 LST 值进行重建,其详细的实现过程如图 2 所示。创建一个移动窗口 ($W \times W$),逐像元判断移动窗口中心像元是否为无效值,当中心像元为无效值时,利用相邻 N 天 LST 数据中移动窗口内的晴空像元 LST 值来重建该无效像元 LST 值,并将重建后的 LST 应用到 $TVDI$ 旱情监测指数中,从而扩大了旱情监测的时间连续性和空间范围。

1.5 研究区概况

重庆市位于 $105^{\circ}11' \sim 110^{\circ}11'E$ 、 $28^{\circ}10' \sim 32^{\circ}13'N$ 之间,地处中国西南部、长江上游。

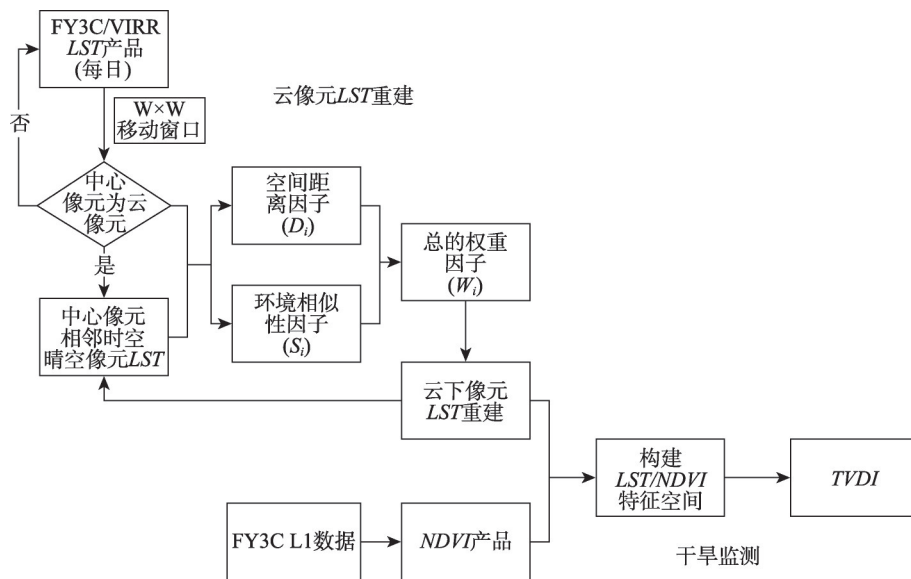


图2 多云地区旱情连续监测实现技术路线

Fig. 2 Technical roadmap for continuous monitoring of drought in cloudy areas

东西横跨470 km, 南北宽约450 km, 总面积8.2万 km², 东接湖南、湖北省, 西连四川省, 北依陕西省, 南抵贵州省, 辖区主要分布在长江沿线, 地形主要以丘陵、低山为主, 平均海拔400 m, 地势多呈现“一山一岭”“一山一槽二岭”的形貌(图3a)。受地形、大气环流、赤道东太平洋海温及青藏高原积雪等外强迫因子的影响^[40-43], 重庆地区夏季易出现极端高温天气, 连续的高温天气极易造成区域性高温干旱(伏旱)。图3b为2018年重庆地区FY数据中云像元所占天数的比例空间分布图, 在高海拔地区受云层影响的比例相对较低, 但其值也大于40%, 在低海拔地区, 云覆盖百分比达到了98%。长时间大范围的云层覆盖导致可见光数据在时间和空间上不连续, 极大地限制可见光数据在重庆地区的应用。

1.6 FY3C数据

FY3是中国第二代极轨气象卫星, 其目标是实现全球大气和地球物理要素的全天

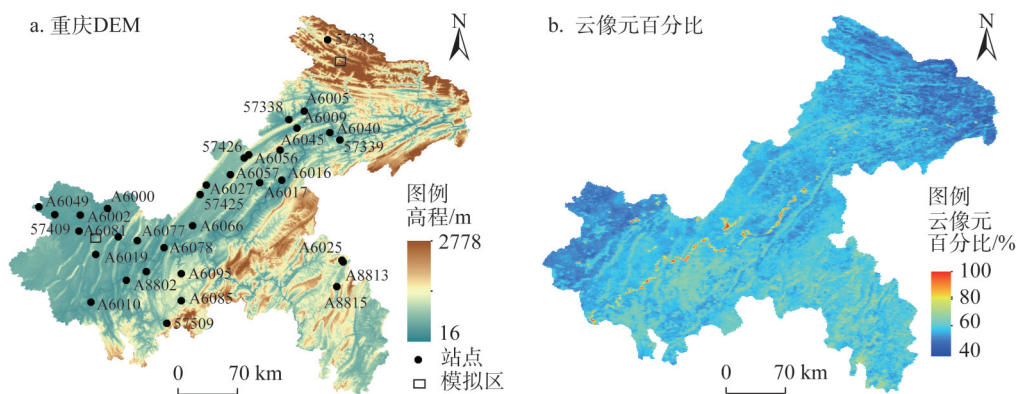


图3 重庆地区DEM和2018年云像元所占百分比

Fig. 3 DEM and percentage of cloud pixels in 2018 in Chongqing

候、多光谱和三维观测。作为风云三号02批卫星的首星，FY3C与FY3B（01批）共同组网进一步强化中国极轨气象卫星上、下午星组网观测的业务布局，将全球观测数据的时间分辨率从12小时提高到6小时。FY3C上搭载了12套遥感仪器，本文所使用的LST产品数据和NDVI产品数据均来源于FY3C卫星上搭载的可见光红外扫描辐射计（Visible and Infrared Radiometer，VIRR），其中LST为FY3C/VIRR日产品数据，数据空间分辨率为1000 m，研究区所在的条带号为30A0和3090，时间范围为2018年1月1日至2018年12月31日。由于国家卫星气象中心中提供的NDVI产品数据与LST时间分辨率不同（NDVI产品数据最高时间分辨率为10天），因而本文选择FY3C/VIRR L1数据，利用红光波段和近红外波段得到研究区NDVI日产品数据。

1.7 土壤墒情数据

本文收集了2018年重庆市33个地面观测站点实测的土壤墒情数据。站点分布在重庆市内（图3a），各观测站点采用DZN2型自动土壤水分观测仪自动测量土层深度为10 cm、20 cm、30 cm、40 cm以及50 cm的土壤水分含量（%），本文中用于验证TVDI土壤水分反演精度的为土层深度10 cm的观测值。站点周围土壤类型以壤土、沙壤土为主，各站点详细信息如表1所示。

2 结果分析

2.1 FY3C/VIRR OLST精度验证

作为LST产品重要的贡献者之一，中国气象局（<http://satellite.nsmc.org.cn/portalsite/>）提供的FY3C/VIRR LST产品精度尚未得到全面的评估，详细的LST反演精度仍不为公众所知。为更好地评价FY3C/VIRR云像元LST的重建精度，需先验证FY3C/VIRR OLST产品的反演精度。本文采用“交叉互检”法，即通过对比FY3C/VIRR OLST产品与另一种精度已知的LST产品数据（MODIS）来验证FY3C/VIRR OLST产品的精度，该方法不需要引入任何地面观测资料，是一种可行的LST验证方法^[44,45]。

表1 重庆市土壤墒情站点信息
Table 1 Soil moisture site information in Chongqing

站点号	经度/E	纬度/N	高程/m	土壤类型	地表类型
57333	108°39'47"	31°56'40"	798.2	砂壤土	农田
57338	108°15'09"	31°05'36"	208.0	粘壤土	草地
57339	108°47'38"	30°52'32"	855.0	壤土	茶树
57409	105°46'18"	30°04'42"	200.0	砂壤土	草地
57425	107°18'40"	30°17'36"	412.0	壤土	蔬菜地
57426	107°46'46"	30°41'04"	454.5	砂壤土	草地
57509	106°57'35"	28°55'11"	336.5	砂壤土	花木基地
57511	106°26'36"	29°50'31"	240.8	砂壤土	玉米
A6000	106°19'49"	30°08'38"	289.0	粘壤土	玉米
A6002	106°02'32"	30°04'29"	264.0	粘壤土	玉米
A6005	108°25'00"	31°11'00"	216.5	砂壤土	草地
A6009	108°20'19"	31°00'04"	199.0	砂壤土	草地
A6010	106°09'16"	29°08'44"	262.0	粘壤土	玉米
A6016	108°10'36"	30°26'50"	184.0	粘壤土	蔬菜
A6017	107°56'39"	30°25'13"	608.0	粘壤土	油菜
A6019	106°12'16"	29°39'11"	390.0	粘壤土	蔬菜
A6025	108°49'36"	29°34'27"	716.0	壤土	猕猴桃
A6027	107°22'39"	30°23'45"	441.2	砂壤土	油菜
A6040	108°41'06"	30°57'12"	310.0	壤土	柑橘
A6045	108°09'34"	30°46'03"	492.0	粘土	柑橘
A6049	105°36'09"	30°09'48"	251.0	粘壤土	蔬菜
46056	107°49'39"	30°43'01"	472.0	粘壤土	草地
A6057	107°37'51"	30°30'22"	478.0	粘壤土	草地
A6066	107°13'53"	29°57'38"	418.0	粘土	柑橘
A6077	106°38'45"	29°48'05"	368.0	粘壤土	蓝莓
A6078	106°55'50"	29°43'39"	232.0	粘壤土	蔬菜
A6081	106°01'43"	29°54'18"	312.0	粘壤土	蔬菜
A6085	107°06'38"	29°09'38"	650.0	壤土	蔬菜
A6093	106°44'30"	29°28'20"	279.0	粘壤土	茶树
A6095	107°06'45"	29°27'01"	777.0	粘壤土	玉米
A8802	106°31'47"	29°22'47"	506.1	砂壤土	蔬菜
A8813	108°48'59"	29°35'35"	799.0	壤土	烟叶
A8815	108°45'36"	29°18'36"	381.0	壤土	土豆

图4a和图4b分别为2018年6月6日VIRR和MODIS *LST*空间分布图, 图中显示VIRR数据*LST*空间分布与MODIS数据一致, 且同一区域两数据源晴空像元*LST*间呈明显正相关, 其相关系数 R 为0.82(图4c)。一致的空间分布和较高的相关性表明VIRR数据在反映研究区地表温度时如MODIS数据一样可靠适用。

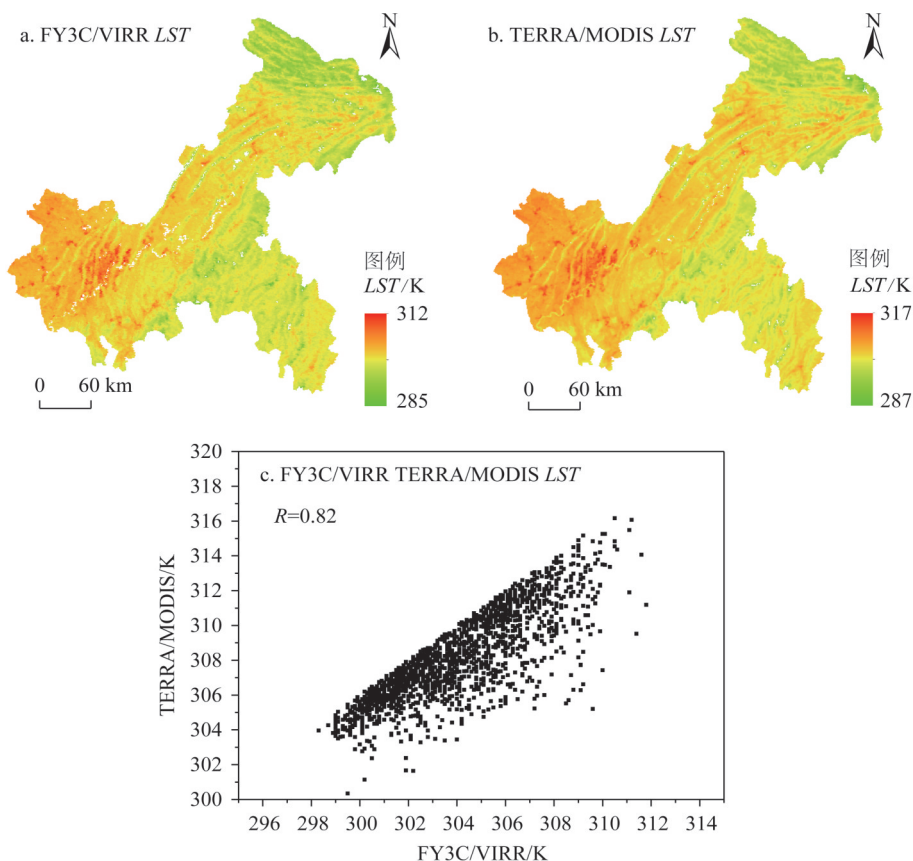


图4 2018年6月6日FY/VIRR *LST*与TERRA/MODIS *LST*散点分布

Fig. 4 Scatter plots between FY/VIRR *LST* and TERRA/MODIS *LST* on June 6, 2018

2.2 FY3C/VIRR *OLST*云像元*LST*值的重建和验证

本文从2018年4月7日该期数据中选择两个面积相同、地表环境不同的区域(图5)作为模拟区, 模拟区a位于重庆市东北部, 面积为100 km², 海拔高度介于883~2599 m, 地表覆盖类型主要为林地; 模拟区b位于重庆西部城区, 区域面积为100 km², 海拔高度介于237~564 m, 地表覆盖类型主要为建筑设施。从模拟区a *RLST*空间分布图5b中可以看出, 基于RSDAST模型试验区内的“模拟云像元”均得以重建, 且重建后的*RLST*空间分布趋势与*OLST*一致, *OLST*值介于276~288 K, *RLST*值介于280~285 K, 两者间差值的绝对值在0~4 K; 同理在研究区b中, 基于RSDAST模型重建的*RLST*与*OLST*空间分布一致, 在该模拟区内*OLST*值介于286~295 K, *RLST*相对*OLST*值更集中, 介于288~292 K, *RLST*与*OLST*间差值的绝对值在0~3 K。

研究采用“去除—重建—对比”的方法来检验RSDAST算法在重庆地区以及VIRR数据上的适用性。图5c为实验区a *RLST*与*OLST*的散点分布图, *RLST*与*OLST*的相关系

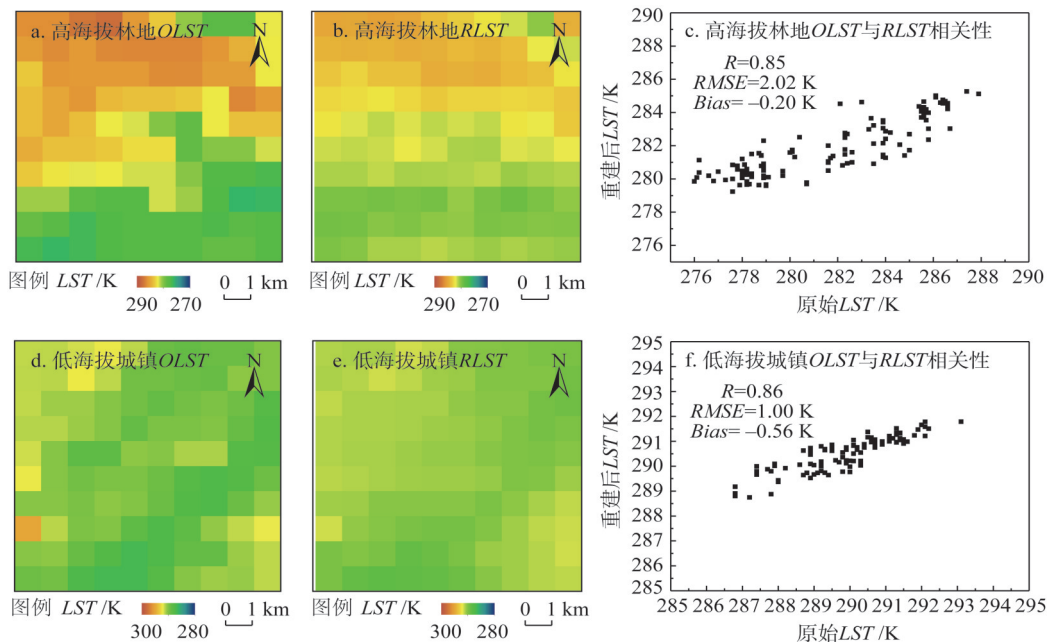


图5 高海拔林地FY3C/VIRR $OLST$ 、 $RLST$ 以及 $OLST$ 与 $RLST$ 的散点分布；低海拔城镇 $OLST$ 、 $RLST$ 及 $OLST$ 与 $RLST$ 的散点分布

Fig. 5 $OLST$, $RLST$ and the scatter plots between $OLST$ and $RLST$ in High Altitude Forest Areas; $OLST$, $RLST$ and the scatter plots between $OLST$ and $RLST$ in Low Altitude Towns Areas

数 R 为0.85， $RMSE$ 为2.02 K， $Bias$ 为-0.20 K；从图5f中可以看出，在低海拔城镇地区基于RSDAST模型重建后的 $RLST$ 与 $OLST$ 的相关系数为0.86， $RMSE$ 为1.0 K， $Bias$ 为-0.56 K。较高的 R 值和较低的 $RMSE$ 、 $Bias$ 表明基于RSDAST模型能较好地实现不同地表类型区域云像元 LST 的重建。

本文模拟云覆盖面积从 $10\text{ km}^2\times 10\text{ km}^2$ 扩大到 $30\text{ km}^2\times 30\text{ km}^2$ 过程中， LST 重建精度随云覆盖面积变化的情况（图6）。分析结果表明，在保持RSDAST模型参数不变的条件下，随着云覆盖面积的增大，相关系数 R 线性拟合曲线的斜率为-0.0163， $Bias$ 的线性拟合斜率为-0.0183， $RMSE$ 的线性拟合斜率为0.0234。逐渐增大的 $RMSE$ 值和逐渐减小的

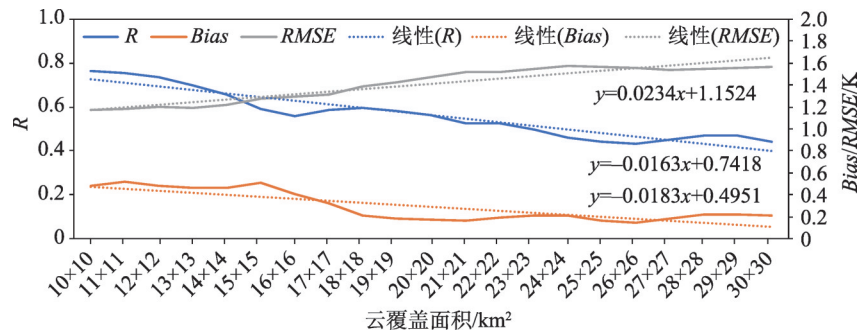


图6 LST 重建精度随云覆盖面积的变化结果

Fig. 6 The results of LST reconstruction accuracy changing with cloud coverage

R 、 $Bias$ 值表明,随着云覆盖面积的增大,云像元 LST 重建过程中晴空像元样本个数逐渐减少,重建后 LST 过多地被引入到下一个云像元重建过程中,因而降低了 LST 的重建精度。

2.3 VIRR $LST/NDVI$ 特征空间分析

$TVDI$ 是根据 $LST/NDVI$ 特征空间结构来估算的,其结果只与 $LST/NDVI$ 特征空间拟合的干湿边方程有关,干湿边方程拟合的好坏直接决定了 $TVDI$ 的估算结果。一个由干到湿,由裸土到密闭植被的区域,植被指数和地表温度空间散点图常呈现为梯形或三角形。但云的出现使得晴空像元不能覆盖由干到湿的整个范围,致使散点图常呈现出凹型、凸型或不规则形状(假干湿边),甚至无法拟合出干湿边。统计2018年VIRR $OLST/NDVI$ 特征空间拟合的干湿边组数为302组,而 $RLST/NDVI$ 特征空间拟合的干湿边组数为357组。此结果表明,在2018年利用VIRR $OLST$ 和 $NDVI$ 仅能监测到302天土壤水分状况,且在302天内仅存在84期 $OTVDI$ 数据能反映整个研究区土壤水分状况,其余218期数据中均存在不同数量的云污染像元;而利用 $RLST$ 和 $NDVI$ 数据能实现357天土壤水分状况监测, $RTVDI$ 中大量云污染像元经RSDAST模型得以重建填补,使得 $RTVDI$ 能更好地反映整个研究区的土壤水分状况。

云层遮挡导致 $OLST$ 图像(图7a)中存在大量的云污染像元,而 $RLST$ (图7b)图像中云污染像元经RSDAST模型得以重建, $RLST$ 图像中晴空像元明显增多,晴空像元分布在整个研究区内。由于 $OLST$ 中缺失像元过多,加之晴空像元零散分布, $OLST/NDVI$ 构成的散点图(图7d)不满足Lambin提出的梯形或三角形特征空间, $OLST/NDVI$ 特征空间拟合的干湿边为假干湿边,其计算的 $OTVDI$ 结果不能代表整个研究区土壤水分状况。云

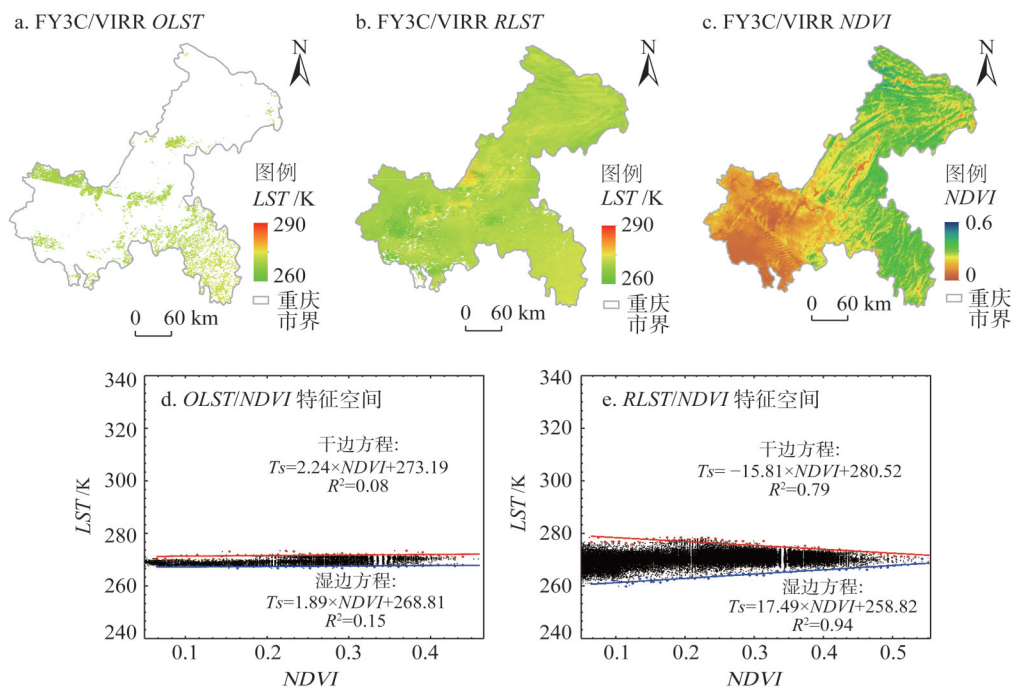


图7 2018年1月15日FY/VIRR $OLST$ 、 $RLST$ 、 $NDVI$ 以及 $OLST/NDVI$ 特征空间和 $RLST/NDVI$ 特征空间分布

Fig. 7 FY/VIRR $OLST$, $RLST$, $NDVI$, scatter plots between $OLST$ and $NDVI$, and scatter plots between $RLST$ and $NDVI$ on January 15, 2018

污染像元经RSDAST模型重建后, $RLST$ 和 $NDVI$ 构成的散点图(图7e)呈现明显的三角形特征。在1月13日, 由于 $OLST$ 图像(图8a)晴空像元过少, $OLST$ 与 $NDVI$ (图8c)无法构建特征空间, 因而基于 $OLST$ 遥感数据失去了对当日研究区土壤水分的监测能力。重建后 $RLST$ 有效像元值分布在整個研究区内, $RLST/NDVI$ 散点图(图8d)呈现明显的三角特征空间, 拟合出的干湿边方程能较好地表征观测时刻研究区土壤水分状况。

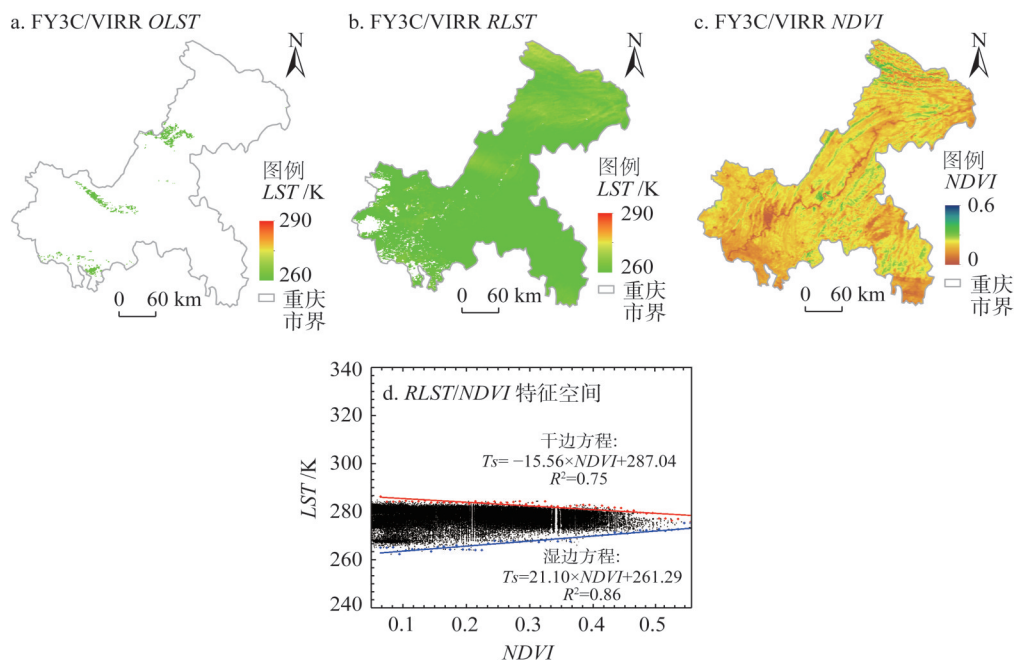


图8 2018年1月13日FY/VIRR $OLST$ 、 $RLST$ 、 $NDVI$ 以及 $RLST/NDVI$ 特征空间分布

Fig. 8 FY/VIRR $OLST$, $RLST$, $NDVI$ and scatter plots between $RLST$ and $NDVI$ on January 13, 2018

由于 LST 图像内晴空像元个数和空间分布的不同, 使得重建前后 $LST/NDVI$ 拟合的干湿边方程存在差异(图7d、图7e)。干湿边方程的不同将导致同一站点 $OLST$ 和 $RLST$ 反演的 $OTVDI$ (图9a)和 $RTVDI$ (图9b)值不同。图9c为地面站点处提取的 $TVDI$ 与墒情数据散点图, 由于 $OTVDI$ 中存在大量空缺值, 利用地面站点只提取出4个有效值(0.41、0.58、0.28和0.34), 这4站点对应的 $RTVDI$ 值分别为0.62、0.68、0.52和0.59, $RTVDI$ 与 $OTVDI$ 之间存在较明显的差别。且在和地面站点墒情数据对比时, $RLST$ 与地面观测数据间的相关系数 R 高于 $OLST$ ($R_{RTVDI} = -0.38$, $R_{OTVDI} = -0.12$)。

2.4 基于温度植被干旱指数旱情监测验证分析

为消除空间定位以及站点分布不均造成的误差, 本文采用邻域分析法, 提取 3×3 窗口内 $TVDI$ 的均值作为该站点处的监测结果。图10为2018年重庆地区 $OTVDI$ 、 $RTVDI$ 与土壤墒情间相关系数 R 随时间的变化。在长时间序列中 R_{RTVDI} 值介于 $-0.1 \sim -0.90$, R_{OTVDI} 值介于 $-0.1 \sim -0.88$ 。由于 $OTVDI$ 图像中缺失像元个数过多, 站点处提取出有效的 $OTVDI$ 值个数有限, 无法有效地评价当日 $OTVDI$ 的反演精度。RSDAST模型实现了云像元的重建, 扩大了多云条件下地表土壤水分遥感监测的范围。同时有效像元个数的增多, 为验证 $RTVDI$ 反演地表水分的精度提供了可能, 从图10中可以看出在无法评价 $OTVDI$ 反演精度的日期(如4月5日、4月24日等), 经重建后 $RTVDI$ 与土壤墒情间的相关系数分别

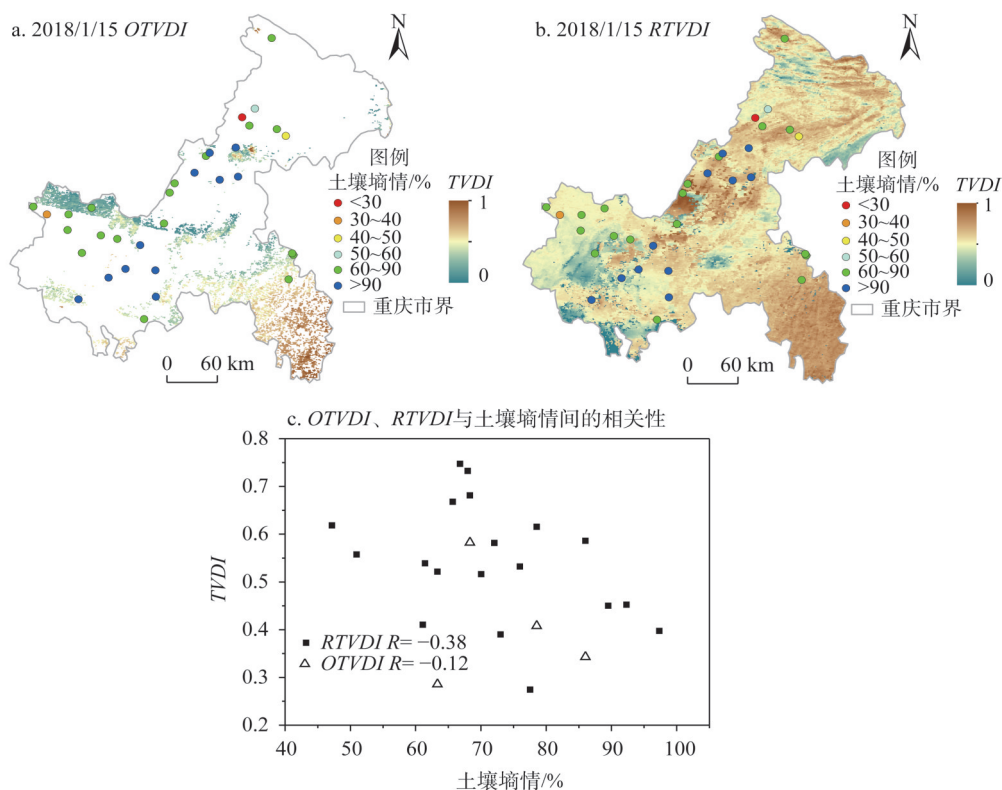


图9 2018年1月15日TVDI (OTVDI、RTVDI) 与土壤墒情数据空间分布
Fig. 9 Scatterplots between TVDI (OTVDI and RTVDI) and soil moisture on January 15, 2018

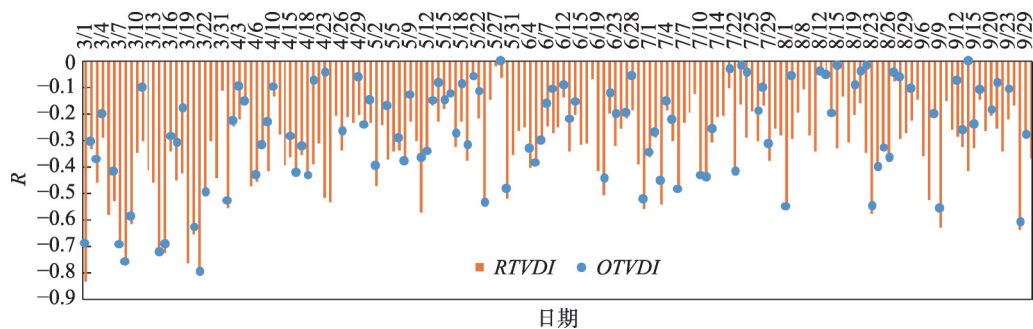


图10 2018年OTVDI、RTVDI与土壤墒情间的相关性系数随时间的变化
Fig. 10 Time series of correlation coefficients (R) between TVDI (OTVDI and RTVDI) and soil moisture in 2018

为-0.47和-0.53。当OTVDI和RTVDI有效像元数均满足精度验证个数要求时，RTVDI与土壤墒情数据间的相关系数 R 均高于OTVDI（图10）。原因在于OLST图像中晴空像元相对RLST较少，OLST有效像元点覆盖区域有限，基于OLST/NDVI特征空间拟合的干湿边仅能代表OLST晴空像元点所覆盖区域的土壤水分状况。当晴空像元主要集中在一个较小的区域时（图7a），区域内LST的值变化较小，因而常出现假干湿边的现象（图7d），影响OTVDI的监测精度。同理，对比2018年各观测站点处TVDI（OTVDI、RTVDI）与实测的墒情数据间的相关性（图11），各站点处RTVDI与墒情数据间的相关性均高于OTVDI。

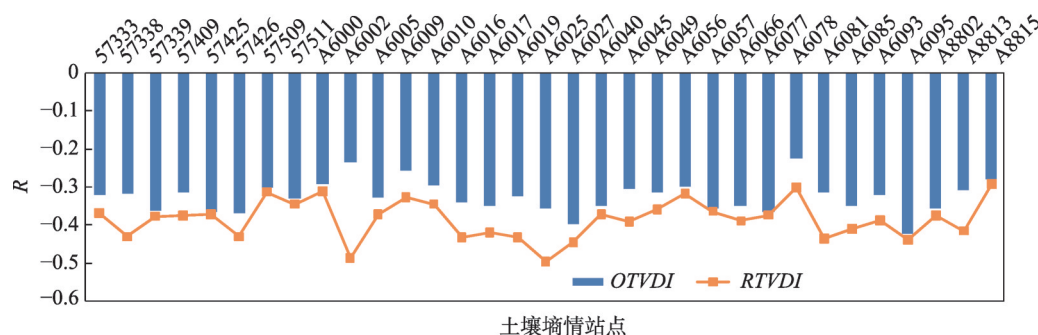


图 11 2018 年各站点处 TVDI 值与墒情数据相关性验证结果

Fig. 11 The correlation coefficients (R) between TVDI (OTVDI and RTVDI) and soil moisture at every site in 2018

3 结论与讨论

3.1 结论

本文利用 RSDAST 算法实现了 FY3C/VIRR 云像元 LST 的重建, 结合 TVDI 指数将重建后 $RLST$ 应用到 2018 年重庆市干旱监测业务中, 并利用土壤墒情数据对 LST 重建前后反演的 TVDI ($OTVDI$ 、 $RTVDI$) 进行精度验证分析, 主要结论如下:

(1) 对比 FY3C/VIRR 和 TERRA/MODIS LST 产品, 在同一观测时期两 LST 产品数据空间分布一致, 晴空像元 LST 值呈明显正相关 ($R=0.82$)。

(2) “去除—重建—对比”方法检验结果显示, 在高海拔地区云像元 LST 的重建精度为 $R=0.85$, $RMSE=2.02$ K, $Bias=-0.20$ K; 在低海拔地区 LST 的重建精度略优, $R=0.86$, $RMSE=1.00$ K, $Bias=-0.56$ K。此外, LST 重建精度随着云覆盖面积的增大而逐渐减小。

(3) RSDAST 模型提高了多云地区旱情监测的空间范围和时间连续性。 $OLST/NDVI$ 拟合的有效干湿边方程组为 302 组, $RLST/NDVI$ 拟合出的有效干湿边方程组为 357 组。在 302 期 $OTVDI$ 图像中 218 组数据因大面积云像元失去了评价云像元区域土壤水分的能力, 而经 RSDAST 算法重建后云像元区域 $RTVDI$ 得以反映此刻地表土壤水分状况。

(4) RSDAST 算法提高了 TVDI 土壤水分反演的精度。利用土壤墒情数据对 TVDI ($OTVDI$ 、 $RTVDI$) 监测结果进行精度评价。评价结果显示, 无论是在长时间序列上, 还是空间分布上, $RTVDI$ 与土壤墒情数据间的相关系数 R 均高于 $OTVDI$ 。

3.2 讨论

由于 TVDI 的估算只依靠 $LST/NDVI$ 特征空间图像, 因而在多云地区常因缺失像元过多而失去对该区域地表土壤水分状态的表征能力。RSDAST 是一种灵活、高效的地表温度重建模型, 通过建立空缺像元与其邻近晴空像元在空间距离和地表环境上的联系, 实现云像元 LST 的重建。本文结合 RSDAST 模型和 TVDI 指数, 将重建后的 LST 数据应用到 TVDI 指数中, 提高了多云地区干旱遥感监测的空间范围、时间连续性以及反映地表土壤水分的精度。然而, 研究依旧存在以下几点值得探讨。

3.2.1 研究存在的问题

(1) RSDAST 模型移动窗口内晴空像元的个数对云像元 LST 重建有很大影响。当云层覆盖面积较大或云覆盖时间较长时, 将会减少移动窗口内晴空像元的样本个数, 从而降低 LST 的重建精度。甚至当云覆盖面积过大或持续时间过长时, 基于某一特定的窗体大小和相邻时间尺度的 RSDAST 模型将无法实现云像元 LST 的重建。(2) 云像元 LST 重

建过程中,发现VIRR *LST*产品QC文件中个别被标识为晴空的像元与其邻近晴空像元值差异较大,这部分像元值直接影响了云像元*LST*的重建。(3)本文分析的是2018年重庆市的一个历史性干旱事件,*LST*的重建是在整年数据均存在的条件下实现的,利用云像元前后相邻时间的数据能较好反映整个时间序列上地表水分的变化。但在缺少后期数据的条件下,该算法是否能同样较好地应用到目前正在发生的干旱事件中尚需探究。

3.2.2 改进

(1)当云覆盖区域大于重建窗口,或云覆盖持续时间长于重建时间尺度时,若只使用原始数据中的晴空像元值作为重建样本,会限制成功重建的云像元个数。为尽可能地实现云像元的重建,将重建后的“晴空像元”作为有效样本纳入到下一个相邻云像元的重建中,该方法能极大地提高移动窗口内有效样本的个数,从而更好地实现空缺值的重建。(2)FY3C/VIRR *LST*产品数据QC文件中未明确标识出云阴影信息,这部分像元将直接影响*LST*的重建精度,后期可尝试剔除云阴影像元,得到更准确的重建结果。(3)由于目前云像元*LST*的重建是建立在历史性干旱事件基础上的,后续通过改进RS-DAST模型尝试将算法应用到正在发生的旱情评估中。

参考文献(References):

- [1] 易佳. 基于EOS-MODIS的重庆市干旱遥感监测技术研究. 重庆: 西南大学, 2010. [YI J. Research on the remote sensed monitoring of drought in Chongqing based on EOS-MODIS. Chongqing: Southwest University, 2010.]
- [2] 贺敏, 宋立生, 王展鹏, 等. 基于多源数据的干旱监测指数对比研究: 以西南地区为例. 自然资源学报, 2018, 33(7): 1257-1269. [HE M, SONG L S, WANG Z P, et al. Evaluation of drought monitoring indices based on multi-source data in Southwest China. Journal of Natural Resources, 2018, 33(7): 1257-1269.]
- [3] OBASI G. Who's role in the international decade for natural disaster reduction. Bulletin of the American Meteorological Society, 1994, 75: 1661-1665.
- [4] YAN H, ZAREKHANIZI M, MORADKHANI H. Toward improving drought monitoring using the remotely sensed soil moisture assimilation: A parallel particle filtering framework. Remote Sensing of Environment, 2018, 216: 456-471.
- [5] WOOD E F, SCHUBERT S D, WOOD A W, et al. Prospects for advancing drought understanding, monitoring, and prediction. Journal of Hydrometeorology, 2015, 16: 1636-1657.
- [6] SUN L, SUN R, LI X W, et al. Monitoring surface soil moisture status based on remotely sensed surface temperature and vegetation index information. Agricultural and Forest Meteorology, 2012: 166-167, 175-187.
- [7] SHEFFIELD J, WOOD E F, CHANEY N, et al. A drought monitoring and forecasting system for sub-Saharan African water resources and food security. Bulletin of the American Meteorological, 2014, 95: 861-882.
- [8] HAO Z, AGHAKOUCHAK A, NAKHJIRI N, et al. Global integrated drought monitoring and prediction system. Scientific Data, 2014, 1: 1-10.
- [9] AMADELPHOUS A, MORADKHANI H, YAN H, et al. Remote sensing of drought: Vegetation, soil moisture, and data assimilation. In: Lakshmi, V. (Ed.), Remote Sensing of Hydrological Extremes. Springer International Publishing, Switzerland, 2017: 121-149.
- [10] 卢晓宁, 张静怡, 王玲玲, 等. 综合考虑植被、温度和降水的四川省月尺度伏旱遥感监测. 自然资源学报, 2017, 32(7): 1145-1157. [LU X N, ZHANG J Y, WANG L L, et al. Remote sensing monitoring of summer drought at monthly-scale considering vegetation, temperature and precipitation in Sichuan province. Journal of Natural Resources, 2017, 32(7): 1145-1157.]
- [11] RHEE J, IM J, CARBONE G. Monitoring agricultural drought for arid and humid regions using multi-sensor remote sensing data. Remote Sensing of Environment, 2010, 114: 2875-2887.
- [12] ZHU W, JIA S, LV A. A time domain solution of the Modified Temperature Vegetation Dryness Index (MTVDI) for continuous soil moisture monitoring. Remote Sensing of Environment, 2017, 200: 1-17.
- [13] HUETE A, DIDAN K, MIURA T, et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. Remote Sensing of Environment, 2002, 83(1-2): 195-213.
- [14] WANG X, XIE H, GUAN H, et al. Different responses of MODIS-derived NDVI to root-zone soil moisture in semi-arid

- and humid regions. *Journal of Hydrology*, 2007, 340(1-2): 12-24.
- [15] KOGAN F N. Droughts of the late 1980 in the United States as derived from NOAA polar-orbiting satellite data. *Bulletin of the American Meteorological*, 1995, 76(5): 655-668.
- [16] FENSHOLT R, SANDHOLT I. Derivation of a shortwave infrared water stress index from MODIS near- and shortwave infrared data in a semiarid environment. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 87(1): 111-121.
- [17] 田国良. 热红外遥感. 北京: 电子工业出版社, 2006: 282-283. [TIAN G L. Thermal Remote Sensing. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2006: 282-283.]
- [18] ANDERSON M, HAIN C, OTKIN J, et al. An intercomparison of drought indicators based on thermal remote sensing and NLDAS-2 simulations with U. S. drought monitor classifications. *Journal of Hydrometeorol*, 2013, 14(4): 1035-1056.
- [19] LAMBIN E F, EHRLICH D. Combining vegetation indices and surface temperature for land-cover mapping at broad spatial scales. *International Journal of Remote Sensing*, 1995, 16(3): 573-579.
- [20] PRICE J C. Using spatial context in satellite data to infer regional scale evapotranspiration. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 1990, 28(5): 940-948.
- [21] SANDHOLT I, RASMUSSEN K, ANDERSEN J. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 79(2-3): 213-224.
- [22] GARCIA M, FERNANDEZ M, VILLAGARCIA L. Accuracy of the temperature-vegetation dryness index using MODIS under water-limited vs. energy-limited evapotranspiration conditions. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 149: 100-117.
- [23] 王凤杰, 冯文兰, 扎西央宗, 等. 基于FY3A/VIRR和TERRA/MODIS数据藏北干旱监测对比. *自然资源学报*, 2017, 32(7): 1229-1239. [WANG F J, FENG W L, ZHA X Y Z, et al. The comparison of FY-3A/VIRR and TERRA/MODIS data for drought monitoring. *Journal of Natural Resources*, 2017, 32(7): 1229-1239.]
- [24] AMANI M, SALEHI B, MAHDAVI S. Temperature vegetation soil moisture dryness index (TVMDI). *Remote Sensing of Environment*, 2017, 197: 1-14.
- [25] LIU L, LIAO J, CHEN X. The microwave temperature vegetation drought index (MTVDI) based on AMSR-E brightness temperatures for long-term drought assessment across China (2003-2010). *Remote Sensing of Environment*, 2017, 199: 302-320.
- [26] ZHANG X, ZHAO H, YANG J. Spatial downscaling of land surface temperature in combination with TVDI and elevation. *International Journal of Remote Sensing*, 2018, 40(5-6): 1875-1886.
- [27] 杜灵通, 候静, 胡悦, 等. 基于遥感温度植被干旱指数的宁夏2000—2010年旱情变化特征. *农业工程学报*, 2015, 31(14): 209-216. [DU L T, HOU J, HU Y, et al. Drought variation characteristics in Ningxia from 2000 to 2010 based on temperature vegetation dryness index by remote sensing. *Transactions of the CSAE*, 2015, 31(14): 209-216.]
- [28] TONG S, ZHANG X, WANG S. A spectral angle distance-weighting reconstruction method for filled pixels of the MODIS land surface temperature product. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(9): 1514-1518.
- [29] KE L, DING X, SONG C. Reconstruction of time-series MODIS LST in Central Qinghai-Tibet Plateau using geostatistical approach. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(6): 1602-1606.
- [30] FU P, XIE Y, WENG Q. A physical model-based method for retrieving urban land surface temperatures under cloudy conditions. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 230: 1-10.
- [31] SUN L, CHEN Z X, GAO F, et al. Reconstructing daily clear-sky land surface temperature for cloudy regions from MODIS data. *Computers and Geosciences*, 2017, 105: 10-20.
- [32] ZHANG X, PANG J, LI L. Estimation of land surface temperature under cloudy skies using combined diurnal solar radiation and surface temperature evolution. *Remote Sensing*, 2015, 7(1): 905-921.
- [33] KOU X, JIANG L, BO Y, et al. Estimation of land surface temperature through blending MODIS and AMSR-E data with the bayesian maximum entropy method. *Remote Sensing*, 2016, 8(2): 105.
- [34] XU Y M, S Y. Reconstruction of the land surface temperature time series using harmonic analysis. *Computer & Geosciences*, 2013, 61: 126-132.
- [35] NETELER M. Estimating daily land surface temperatures in mountainous environments by reconstructed MODIS LST data. *Remote Sensing*, 2010, 2(1): 333-351.
- [36] METZ M, ROCCHINI D, NETELER M. Surface temperatures at the continental scale: Tracking changes with remote sensing at unprecedented detail. *Remote Sensing*, 2014, 6(5): 3822-3840.
- [37] 陈少丹, 张利平, 汤柔馨, 等. 基于SPEI和TVDI的河南省干旱时空变化分析. *农业工程学报*, 2017, 33(24): 126-132. [CHEN S D, ZHANG L P, TANG R X, et al. Analysis on temporal and spatial variation of drought in Henan province based on SPEI and TVDI. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(24): 126-132.]
- [38] TOBLER W. A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. *Economic Geography*, 1970, 46(2): 230-240.

- [39] 李小文, 曹春香, 常超一. 地理学第一定律与时空邻近度的提出. 自然杂志, 2007, 29(2): 69-71. [LI X W, CAO C X, CHANG C Y. The first law of geography and spatial-temporal proximity. Chinese Journal of Nature, 2007, 29(2): 69-71.]
- [40] 李跃清. 青藏高原地面加热及上空环流场与东侧旱涝预测的关系. 大气科学, 2003, 27(1): 107-113. [LI Y Q. Surface heating in the Tibetan Plateau and general circulation over it and their relations with the prediction of drought-flood at its eastern side. Chinese Journal of Atmospheric Sciences, 2003, 27(1): 107-113.]
- [41] 彭京备, 张庆云, 布和朝鲁. 2006年川渝地区高温干旱特征及其成因分析. 气候与环境研究, 2007, 12(3): 454-474. [PENG J B, ZHANG Q Y, BU H C L. On the characteristics and possible causes of a severe drought and heat wave in the Sichuan-Chongqing region in 2006. Climatic and Environmental Research, 2007, 12(3): 454-474.]
- [42] 邹旭恺, 高辉. 2006年夏季川渝高温干旱分析. 气候变化研究进展, 2007, 3(3): 149-153. [ZOU X K, GAO H. Analysis of severe drought and heat wave over the Sichuan basin in the summer of 2006. Advances in Climate Change Research, 2007, 3(3): 149-153.]
- [43] 鲍媛媛, 康志明, 金荣花, 等. 川渝地区夏季旱涝与海温异常浅析. 气象, 2007, 33(5): 89-93. [BAO Y Y, KANG Z M, JIN R H, et al. Analysis of floods and droughts in Chongqing and East Sichuan. Meteorological, 2007, 33(5): 89-93.]
- [44] GAO C X, QIU S, LI C R, et al. Evaluation of land surface temperature by comparing FY-3C/VIRR with Terra/MODIS and MSG/SEVIRI data. International Journal of Remote Sensing, 2018, 40(5-6): 1-14.
- [45] 张德军, 杨世琦, 王永前, 等. 基于风云3卫星数据的温度植被干旱指数在重庆地区的应用. 高原山地气象研究, 2017, 37(4): 40-47. [ZHANG D J, YANG S Q, WANG Y Q, et al. Application of temperature vegetation dryness index to drought monitoring in Chongqing based on FY-3 data. Plateau and Mountain Meteorology Research, 2017, 37(4): 40-47.]

Assessing drought conditions over cloudy regions based on reconstructed FY3C/VIRR *LST*

ZHANG De-jun^{1,2}, YANG Shi-qi², WANG Yong-qian^{1,2}, SUN Liang³,
GAO Yang-hua², ZHU Hao², YE Qin-yu²

(1. College of Resources and Environment, Chengdu University of Information technology, Chengdu 610225, China; 2. Chongqing Institute of Meteorological Sciences, Chongqing 401147, China; 3. Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Key Laboratory of Agricultural Remote Sensing, Ministry of Agriculture and Rural Affairs of the People's Republic of China, Beijing 100081, China)

Abstract: The surface information in cloud-covered regions cannot be captured by thermal infrared sensors. Therefore, thermal infrared remote sensing product data have lost their ability to monitor drought in cloudy regions. In this paper, remotely sensed daily land surface temperature reconstruction (RSDAST) model is used to reconstruct *LST* value of cloud pixels in FY3C/VIRR *LST* product data, and the reconstructed *LST* and *NDVI* data are used to monitor drought in Chongqing in 2018 by *TVDI* index. And the correlation between soil moisture and *OTVDI* (original *TVDI*) and *RTVDI* (reconstructed *TVDI*) was examined in this study so that we can evaluate the ability of *RTVDI* to monitor drought under cloudy conditions. The evaluation results show that the RSDAST model not only expands the spatial scope and temporal continuity of drought monitoring in cloudy regions, but also raises the accuracy of regional drought monitoring (the *R* value between *RTVDI* and soil moisture in long time series and spatial distribution is higher than that of *OTVDI*), which greatly improves the availability and reliability of thermal infrared remote sensing data in cloudy conditions.

Keywords: thermal infrared data; reconstructed land surface temperature; RSDAST; drought