

基于累积分布函数匹配的多源遥感土壤水分数据连续融合算法

姚晓磊^{1,2}, 鱼京善^{2*}, 孙文超²

(1. 首都师范大学资源环境与旅游学院, 北京 100048;

2. 北京师范大学水科学研究院/城市水循环与海绵城市技术北京市重点实验室, 北京 100875)

摘要:数据融合是解决不同来源遥感数据无法直接对比分析这一瓶颈的有效方法。实时更新的 SMOS 土壤水分数据(soil moisture and ocean salinity) 可开展实时干旱评价(2010 年至今), 但由于序列短无法开展频率及演变分析。CCI (climate change initiative) 土壤水分数据是联合了多种主被动遥感数据合成的长序列数据产品(1979—2013 年)。为提高不同来源遥感数据的融合精度, 该研究基于累积分布匹配原理构建了多源遥感土壤水分连续融合算法, 将 SMOS 和 CCI 融合成长序列、近实时的遥感土壤水分数据。经验证分析, 累积概率曲线相关性中表征干旱的低值区纳什效率系数由 0.52 提高到 0.99, 且融合后土壤水分数据可以较准确地反映当地的干旱事件。该研究提出的多源遥感土壤水分连续融合算法显著提高了现有融合算法的融合精度。

关键词: 遥感; 土壤水分; 数据融合; 多源连续算法

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.01.016

中图分类号: S271

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2019)-01-0131-07

姚晓磊, 鱼京善, 孙文超. 基于累积分布函数匹配的多源遥感土壤水分数据连续融合算法[J]. 农业工程学报, 2019, 35(1): 131—137. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.01.016 http://www.tcsae.org

Yao Xiaolei, Yu Jingshan, Sun Wenchao. Continuous fusion algorithm analysis for multi-source remote sensing soil moisture data based on cumulative distribution fusion [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(1): 131—137. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.01.016 http://www.tcsae.org

0 引言

遥感土壤水分是开展大尺度农业干旱变化快速检测的有效手段。由于不同遥感数据的传感器、反演方法等方面不同, 其时空分辨率和时间序列长度各异, 无法直接开展农业干旱动态分析。而遥感信息同时存在着同物异谱、同谱异物以及信息传输过程中的衰减增益等现象, 不同来源卫星发布的同一地物同一时刻数据可能有较大出入^[1], 因此不能直接比较其绝对值大小, 更不能采用不同来源的数据直接进行连续的分析研究。遥感数据融合是针对这一问题被提出来的, 是目前遥感数据应用研究的发展方向, 也是综合多源卫星数据更真实地反馈地物信息的有效手段^[2]。

数据融合被定义为对不同来源数据开展检测、关联、分析和组合的一种多层次多方位的交融处理过程^[3]。由于存在多个传感器的资源互补性, 多源融合可以获取更全面信息。遥感土壤水分数据融合的原理是累积分布函数匹配法(cumulative distribution fusion, CDF), CDF 法最初由 Calheiros 和 Zawadzki 于 1987 年提出^[4], 随后被用

来校正雷达、遥感观测降水数据^[5-6]等。在 CDF 原理中, 以某种可信赖数据为基础, 对其他来源遥感数据进行校正融合, 可提高数据的空间/时间分辨率, 或延长数据时间序列, 提高遥感反演精度^[7]和遥感数据的应用性。Reichle 等^[8]和 Liu^[9]等利用该原理分别对不同遥感数据组进行了融合校正研究, 降低了遥感数据偏差, 提高了单一数据源的时间序列长度。也可以采用同一基础数据对不同来源多种遥感数据同时进行校正融合^[10]。这一原理也被国内学者应用在中国区域内多种遥感土壤湿度产品的融合校正^[11]。CDF 匹配原理不会改变遥感数据原本的相对变化模式^[10], 同时可以调整数据值整体范围以接近真实值, 可提高遥感土壤水分数据表征地物特征的精度。但以上研究融合校正的实现算法单一、融合精度有待提高。分段线性回归法目前被用来建立不同来源数据累积分布曲线的关系, 该方法对累积分布曲线分别设定相同的分段, 在不同分段内求取两种数据相关性的线性方程, 实现相同分位数上一套数据对另一套的融合校正。分段融合优点是设定较多的分段可以得到较好的拟合关系, 操作简单; 缺点是无论分段多密集, 其分段性导致曲线在分段内存在一定拟合误差。

随着遥感产品研究应用的逐渐增多, 数据在时间序列长度及实时更新方面的需求日益增强, 多源遥感数据融合精度的提高是遥感应用研究亟待解决的科学问题之一。本研究基于 CDF 融合原理, 针对分段线性融合法精度不高的问题, 构建了新的连续融合算法, 以期在土壤水分含量低值区(即将或正在出现干旱的阶段)大大提高融合校正精度。并在松嫩平原区域对该方法的融合效

收稿日期: 2018-04-17 修订日期: 2018-10-12

基金项目: 国家重点研发计划重点专项基金资助项目(2016YFC0401308); 国家自然科学基金资助项目(51779007); 中国博士后科学基金资助项目联合资助

作者简介: 姚晓磊, 山东烟台人, 博士, 主要从事遥感水文和农业干旱研究。Email: yaoxiaolei87@163.com

*通信作者: 鱼京善, 教授, 博士生导师, 主要从事遥感水文和水信息集成研究。Email: jingshan@bnu.edu.cn

果进行了验证。

1 数据与研究区

1.1 SMOS 数据产品

2009年专门用于监测全球土壤水分含量和海洋水体盐度的SMOS卫星发射。由于L波段具有对地表粗糙度和植被覆盖低敏感的特征,非常适合提取土壤水分数据,因此SMOS的土壤水分数据就是基于L波段亮温数据通过辐射传输模型反演得到的^[12-13]。SMOS土壤水分以L-MEB(L-band microwave emission of the biosphere)前向模型为核心,建立L-MEB模拟亮温和SMOS观测亮温之间的成本函数,通过贝叶斯迭代成本函数最优的方式反演得到土壤水分。SMOS数据比由其他遥感反演得到的数据具有更好的表现性,尤其在分析大尺度时空变化研究上具有明显优势^[14-15]。研究证明,SMOS土壤水分产品在植被覆盖较多的区域也同样具有较好的反演效果^[16],这也是相比其他数据产品的另一显著优势。因此将SMOS数据应用于大尺度的农田区域来表征土壤水分具有较强的可靠性。

SMOS一级数据(L1)主要包括传感器遥感监测获得的元数据以及定标后数据、科学数据和辅助数据。二级数据(L2)包括分析产品以及定标后数据、科学数据和辅助数据。三级数据(L3)是对L2级数据进行筛选重组后得到的不同分辨率的网格化土壤水分数据,对受到无线电频率干扰的部分数据进行处理,适合应用于分析研究。该数据提供近地表(深度0~5cm)的土壤水分状况,空间分辨率为0.25°,单位为国际通用的体积分数方式(m^3/m^3)^[17]。

本文采用的SMOS土壤水分数据,来自西班牙巴塞罗那专家中心BEC(http://www.smos-bec.icm.csic.es/sm_products)公布的2010年1月至2016年3月期间SMOS卫星L3级土壤水分数据集,其数据格式为NetCDF。采用MATLAB编辑了提取SMOS土壤含水量数据的独立工具,该工具可根据需要设定下载的空间范围、要素和保存路径,并实现SMOS数据的实时更新下载。由于在无线电频率干扰的处理中,对某些不符合质量要求的数据进行了舍弃,因此SMOS_L3土壤水分数据在东北地区的覆盖情况不同时段略有差异。经数据分析,在4—10月份作物主要生长阶段内,数据在东北地区具有较高的覆盖度。

1.2 CCI 数据产品

欧洲空间局于2010年启动了CCI计划,生成了全球土壤水分的主、被动和融合卫星数据产品:ESA-CCI(European Space agency - Climate Change Initiative),该项目的总体目标是基于主动和被动微波传感器,生产出一套最完整、最具一致性的全球土壤湿度数据。数据时间序列从1979年至2013年,为土壤水分长时间动态分析提供了可能^[18]。CCI计划不仅要为全局气候观测系统生产完整的规格数据,而且要通过与欧洲气象卫星组织和美国宇航局(NASA)等长期计划的联系,促进基本气候变量产品系统不断完备并高效运作。CCI土壤水分项目旨在联合C波段散射计(例如:ERS-1/2, METOP Advanced

Scatterometer)和多频辐射计数据(例如:SMR、SSM/I、TMI、AMSR-E、Windsat、AMSR2),这些传感器的特点使得他们对土壤水分反演以及长期的技术继承性具有很高适宜性^[19]。CCI数据作为一套长时间序列的多卫星融合土壤湿度数据产品,自发布以来受到广泛关注并在全球很多地区进行了验证及应用研究^[20-22]。这些研究表明CCI数据在全球多个地区与站点实测数据具有较好的一致性,可以较为准确的表征土壤湿度及其时空变化。

本文采用ESA CCI SM v02.2最新版本的融合数据开展研究,该数据集包含了1979—2013共35a的数据,空间分辨率为0.25°,数据单位为体积含水率(m^3/m^3),时间分辨率平均为1d,其数据格式为NetCDF。来源于官方网站:<http://www.esa-soilmoisture-cci.org/dataregistration>,通过注册可以进行免费下载。ESA CCI v02.2新版本显著得提高了数据的时空覆盖率,尤其是在2002—2006年间。旧版本产品由于ERS AMI传感器的失败导致这一时段数据覆盖率有限,在新版本中,AMSR-E数据将这一空缺进行了填补,使得新版本数据在时间序列分析时更连贯。

实时更新的被动微波SMOS土壤水分数据(2010年至今)可以对研究区开展实时干旱监测,但由于缺乏长时间序列,无法开展频率分析;CCI主、被动数据产品(1979—2013年)具有长时间序列特征,但由于更新速度缓慢,无法开展实时评价研究。为了综合以上2种来源遥感数据的优势,将两种数据进行融合可以生成具有长时间序列特征的近实时遥感土壤水分数据产品。由于两种数据来源不同其文本格式内容的标准不统一,本研究开发了针对SMOS和CCI数据格式处理工具,首先将两者的格式转化为二进制。由于两套数据的时间分辨率均为1日,考虑到土壤水分的累积效应及在农业干旱评价中的应用需求,对两套二进制数据又进行了十日(旬)的平滑处理。经过滑动平均的数据提高了遥感数据的连续性。通过格式处理工具对SMOS和CCI数据的处理,最终生成了两套旬累积滑动平均的二进制文件,本论文以县级行政区作为融合计算单元,将县内农田范围遥感网格旬滑动均值进行融合。

1.3 研究区

本研究选取东北松嫩平原区开展连续融合校正算法的验证。松嫩平原是东北三大平原之一,粮食产量占东北总产量一半左右,粮食总产量全国最高的10个县(市)里,有8个位于松嫩平原^[23]。松嫩平原属温带大陆性半湿润、半干旱季风气候,冬季严寒干燥夏季温暖多雨^[24]。土壤肥沃,黑土、黑钙土占60%以上,松嫩平原第二松花江下游流域是中国著名的“黑土地之乡”,年降水量580mm。近年来松嫩平原降水偏少干旱灾害频发,其西部地区尤其严重。由于该区域地势平坦,下垫面类型简单,农田分布广泛,是开展遥感干旱研究的理想区域。

2 数据融合方法

累积分布函数匹配原理是通过将多源遥感数据累积分布曲线构建关系以实现融合。目前已有的融合计算方

法是分段线性回归，但分段构建关系拟合的曲线在分段处可能导致融合结果有较大误差。为了减少误差，提高融合精度，本研究基于累积分布函数匹配原理，构建了多源遥感土壤水分的连续融合计算方法。

2.1 遥感数据融合原理

累积分布函数 (CDF) 是指随机变量落在样本空间某一区间内的概率之和，是概率密度函数的积分。其公式定义为：对随机变量 x ，所有 $\leq m$ 的值出现的概率之和，即：

$$F(m) = P(x \leq m) \quad (1)$$

在绘制积分分布函数时，由于真实的概率分布函数未知，往往定义为直方图分布的积分。在本论文中，以长时间序列遥感土壤水分数据产品 CCI 数据作为基准数据，通过累积分布函数匹配法将近实时的 SMOS 数据融合到长时间序列的 CCI 数据上，可使得遥感数据同时具备长时间序列特征且能反映近实时情况。通过 CDF 匹配之后，SMOS 土壤水分与 CCI 土壤水分有相似的分布形。被融合的 SMOS 土壤水分可以写成式(2)：

$$cdf_c(x') = cdf_s(x) \quad (2)$$

式中 cdf_c 是 CCI 土壤水分的 CDF， cdf_s 是 SMOS 土壤水分的 CDF， x 是 SMOS 产品土壤水分， x' 是融合后 SMOS 土壤水分。

累积分布函数匹配原理通过某种算法将 SMOS 累积分布曲线无限靠近 CCI 累积分布曲线，最终使得 SMOS 具有与 CCI 最接近的分布形，两条曲线越接近表明融合效果越好，融合误差越小。如何建立两条曲线的关系方程进行融合计算，直接影响融合精度的优劣。

将两种来源遥感土壤水分的累积分布曲线建立关系方程后，不仅可以融合生成一套 1979—2013 年的长时间序列遥感土壤水分数据，而且实时更新的每一个 SMOS 数据能够据此关系推算具有相同累积概率分布的 CCI 值，从而生成一套自 1979 年至今实时更新的遥感土壤水分数据产品。

2.2 传统分段线性融合算法

分段线性回归计算原理如图 1 所示。首先将 SMOS 和 CCI 数据作累积概率分布曲线，举例根据 0%，10%，20%，30%，40%，50%，60%，70%，80%，90%，100% 划分 10 段和 11 个分位点，求取每段内两种数据相关性的线性方程，从而得到 SMOS 和 CCI 数据的一个分段表征相关关系的方程组，从而实现相同分位数上两种数据的融合，即将 SMOS 数据融合到长时间序列的 CCI 数据上。

2.3 拉格朗日连续融合算法构建

每一个 SMOS 值都有其对应的概率分布值 P ，在 CCI 累积概率分布曲线上，相同累积概率分布 P 可能也有一个 CCI 值相对应，这种条件下可直接取 CCI 值，但可能没有一个 CCI 值相对应，此时需要进行插值计算。为了得到每一个 SMOS 数据对应的 CCI 值，充分利用累积概率分布曲线上等距分布的分位点，采用一元等距的插值方法，将等距的概率作为输入。在本研究中，基于 CDF 融合原理，提出了一元等距全区间拉格朗日插值连续融

合法，以实现 SMOS 网格均值和 CCI 网格均值在各分位数上的连续融合。

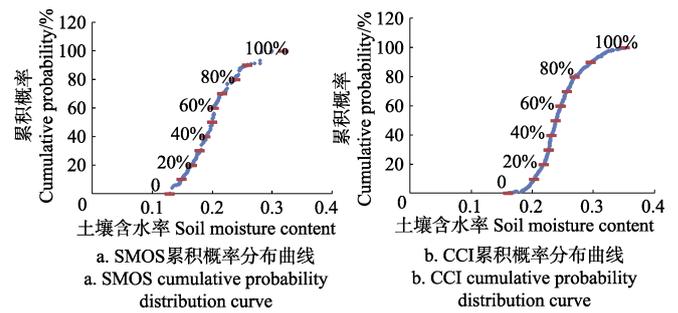


图 1 SMOS 与 CCI 土壤水分分段线性融合计算示意图

Fig.1 Schematic diagram of piecewise linear fusion between SMOS and CCI soil moisture

插值是指将离散数据补插连续函数，使得该连续函数曲线通过全部数据点^[25]。利用插值可根据函数在有限点处的取值估算函数在其他点处近似值。样条插值是一类分段光滑且在各分段交接处也具有一定光滑性的函数，克服了利用高次多项式插值可能产生的振荡现象，具备较好的稳定性和收敛性。由样条插值产生的函数方程即多项式样条函数或被称为分片多项式^[26]。多项式样条函数保留了多项式运算过程简单的特点，且避免了阶数较高时不稳定的缺点，得到了广泛的应用。一元插值，即给定 n 个等距结点上的函数值，计算插值点 t 处的近似值的过程。常见的一元插值有多种插值方法，利用研究区插值数据与实测数据的拟合图形判断插值效果，选择拉格朗日插值法构建 SMOS-CCI 遥感土壤水分的连续融合算法。

函数用来表示实际问题中某些内在联系或规律，很多函数需通过实验和观测来了解。如对实践过程中某个物理变量在不同地方得到的若干观测值，这些值可以通过拉格朗日插值法找到一个多项式，可以在各点取得对应的观测值，这样的多项式称为拉格朗日插值多项式^[27]。对某个多项式函数，已知有 (x_0, y_0) , (x_1, y_1) , ..., (x_k, y_k) 共 $k+1$ 个取值点，现作一条函数 $f(x)$ 使其经过这 $k+1$ 个点。假设任意两个 x_j 互不相同，则应用 Lagrange 插值公式得到的 Lagrange 插值多项式为：

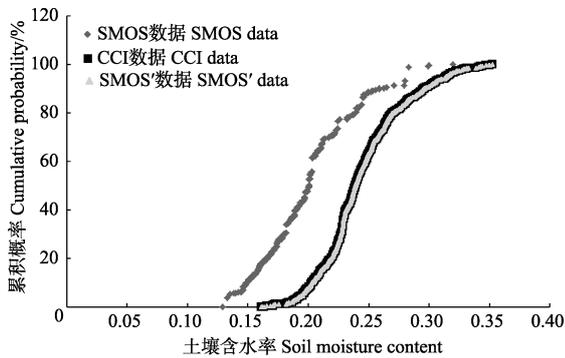
$$L(x) = \sum_{j=0}^k y_j l_j(x) \quad (3)$$

式中 $l_j(x)$ 为 Lagrange 基本多项式 (又称插值基函数)，其公式为

$$l_j(x) = \prod_{i=0, i \neq j}^k \frac{x-x_i}{x_j-x_i} = \frac{(x-x_0) \dots (x-x_{j-1}) (x-x_{j+1}) \dots (x-x_k)}{(x_j-x_0) (x_j-x_{j-1}) (x_j-x_{j+1}) \dots (x_j-x_k)} \quad (4)$$

通过一元拉格朗日插值，任何一个 SMOS 数据都有一个对应的 CCI 数值，该方法插值得到的 CCI 值在累积概率曲线上偏差极小。如图 2 所示，左侧是原始 SMOS 累积分布曲线，以 CCI 为基础经过拉格朗日插值连续融合后，SMOS 数据“变身”为接近 CCI 数据的一套新数据，以 SMOS' 标注，即图中右侧的浅黑色数据，其累积

分布曲线与右侧的深黑色 CCI 累积分布曲线几乎完全重合, 在表征干旱的低值区仍然有紧密的重合度。SMOS' 这套新数据非常接近 CCI 数据, 具有 CCI 数据长序列变化特征, 同时又是实时更新的, 可以开展实时评价研究。



注: SMOS' 为融合后数据。

Note: SMOS' is the fusion data of SMOS.

图2 SMOS 与 CCI 土壤水分拉格朗日插值融合计算示意图

Fig.2 Schematic diagram of Lagrange interpolation fusion between SMOS and CCI soil moisture

3 连续融合算法结果分析

3.1 两种融合方法的累积概率分布对比

根据 CDF 匹配原理, 融合后数据在累积概率分布曲线上越接近目标数据曲线, 融合精度越高。以研究区双城市农田区 SMOS 和 CCI 网格均值的融合计算为例, 分别通过分段线性融合和拉格朗日连续融合对比融合后 SMOS 与 CCI 数据累积概率分布曲线的关系如图 3 所示。

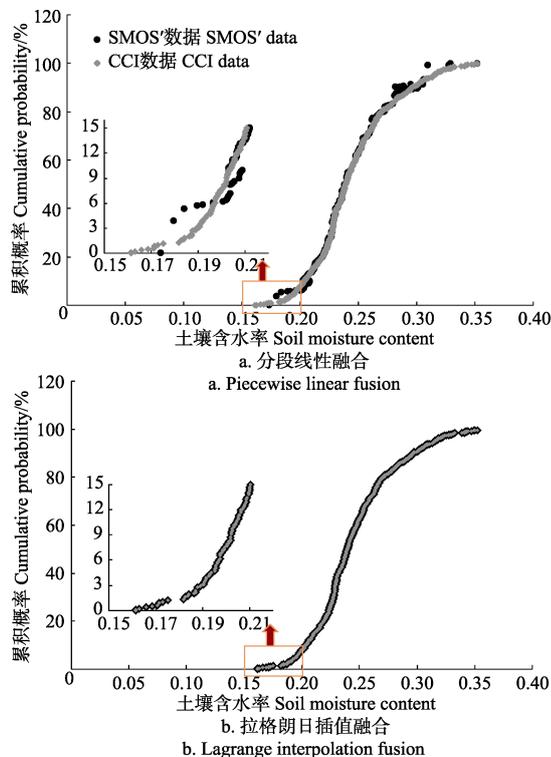


图3 双城市分段线性融合与拉格朗日插值融合后 SMOS 与 CCI 累积概率分布

Fig.3 Cumulative probability distribution of CCI and fusion SMOS by piecewise linear fusion and Lagrange interpolation fusion in Shuangcheng city

通过分段线性融合后, 双城市融合 SMOS (图中以 SMOS' 标注) 和 CCI 数据 (目标数据) 累积概率分布曲线的关系如图 3a 所示。在图中, 曲线变化剧烈的两端, 尤其表征干旱的低值区有较大误差, 这一融合结果将对实时干旱评价造成较大误差。这种融合误差是由于在分段内利用直线代替曲线建立相关关系总是存在误差导致的。

通过拉格朗日连续融合后, 双城市融合 SMOS (图中以 SMOS' 标注) 累积概率分布曲线与 CCI 数据 (目标数据) 累积概率分布曲线几乎完全重合, 通过对曲线底部放大来看, 在表征干旱的底部位置, 两者仍然具有非常高的重合度。拉格朗日连续融合从算法上具有分段线性融合不具备的优越性, 融合精度高, 其他区县的融合效果与双城市融合效果一致, 在此不一一展示。利用拉格朗日插值连续融合算法对不同来源遥感土壤水分数据进行融合, 提高了线性分段融合的精度, 本研究利用该方法在研究区生成了一套长时间序列且实时更新的遥感土壤水分数据产品。

两种算法融合后的累积概率分布曲线通过决定系数 R^2 和纳什效率系数 Nash-Sutcliffe (缩写为 E_{NS}) 进行量化评估。分段线性融合法得到的两条曲线的决定系数为 0.98, 纳什效率系数为 0.97, 表征干旱的低值区决定系数为 0.73, 低值区纳什效率系数为 0.52; 拉格朗日连续融合法得到的两条曲线的决定系数和纳什效率系数均为 0.99, 低值区决定系数和纳什效率系数均为 0.99。连续融合算法在表征干旱的土壤含水量低值区融合精度提高显著。

纳什效率系数计算公式如下:

$$E_{ns} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (5)$$

式中 O_i 和 P_i 分别是 i 组分数的 CCI 值和 SMOS' 值, \bar{O} 是 CCI 的平均值, 该值越接近于 1 时, 两个结果吻合度越好。

3.2 遥感融合土壤水分干旱事件验证

融合后 SMOS 数据在表征干旱准确性方面也进行了评估。采用研究区范围内 6 个站点实测数据作为基础, 以融合后 SMOS 遥感数据与站点实测数据在表征干旱事件的吻合程度来进行定量评价。定量评价指标采用命中率、误报率、公正预兆得分 (equitable threat score, ETS) 来反映遥感土壤水分与实测土壤水分判断干旱的吻合程度。公正预兆得分值越高, 命中率越高, 误报率越低, 表明遥感数据越接近真实值。3 个指标的计算方法如下所示^[28]。

定义遥感和实测数据同时检测出干旱的次数为 a , 仅在遥感数据中检测出干旱而实测数据未检测出的次数为 b , 未在遥感数据中检测出而在实测数据中检测出干旱的次数为 c , 遥感和干旱数据均未检测出干旱的次数为 d 。误报率计算公式如下, 这里的误报是指实际没有发生干旱而遥感显示发生了干旱事件。

误报率 F 的计算公式为

$$F = \frac{b}{b+d} \quad (6)$$

式中 F 取值范围 0~1, 0 为最佳, 误报率越低, 表明遥感数据越接近真实值。

命中率 H 的计算公式为

$$H = \frac{a}{a+b} \quad (7)$$

式中 H 取值范围 0~1, 1 为最佳。

公正预兆得分的计算公式为

$$ETS = \frac{a - a_{ref}}{a - a_{ref} + b + c} \quad (8)$$

式中 ETS 取值范围 -1/3~1, 1 为最佳, 其中 a_{ref} 的计算公式为

$$a_{ref} = \frac{(a+b)(a+c)}{(a+b+c+d)} \quad (9)$$

融合后 SMOS 土壤水分在 6 个站点对于旱事件验证结果如表 1 所示。克山、泰来、安达、长岭 4 个站点融合 SMOS 表征干旱事件具有较高准确率。富裕站命中率较高但遥感土壤水分对于旱事件误报率也较高, 海伦站命中率最低, 公正预兆得分最低。海伦实测站位于海伦市区附近, 由于遥感数据本身存在一定偏移且网格较大, 海伦市区数据的影响导致遥感数据对实际干旱事件的表达误差较大。综合分析, 基于拉格朗日一元插值连续融合后的 SMOS 土壤水分数据可以较为真实的反应当地的干旱情况。

表 1 SMOS 遥感融合土壤水分干旱验证结果

Table 1 Drought verification by SMOS fusion soil moisture

站点 Site	误报率 False alarm rate	命中率 Hit rate	公正预兆得分 Equitable threat score ETS
富裕	0.37	0.51	0.17
克山	0.27	0.62	0.26
海伦	0.18	0.36	0.04
泰来	0.07	0.58	0.25
安达	0.24	0.54	0.20
长岭	0.2	0.43	0.10

3.3 融合数据时间序列分析

融合前后遥感土壤水分时间序列的对比可直观展示融合算法对遥感数据范围的变化。这里给出了研究区部分县区 SMOS 融合前后与 CCI 的时间序列对比情况, 如图 4 所示。

通过融合, 各县 SMOS 遥感土壤水分的系统偏差得到了整体的改善, 融合后 SMOS (图中以 SMOS' 标注) 更接近于 CCI 数据分布范围, 且保留了原始数据的相对变化模式。从图中可知, 融合前的 SMOS 数据时间序列数值整体小于 CCI 数据值, 个别日期 SMOS 值高于 CCI 值。经过融合后 SMOS 数据土壤含水量数值整体增加, 且在土壤含水量较低的月份明显提高。SMOS 数据融合后保留了原数据时间序列的变化特征, 且数据值范围得到了一定的调整, 数据更加靠拢于 CCI 数据范围。如下

图, 双城市 SMOS 数据范围由匹配前的 13%~30%变为 19%~35%; 农安县 SMOS 数据范围由匹配前的 5%~25%变为 16%~35%; 在扶余县 SMOS 数据由匹配前的 10%~29%变为 16%~27%; 梨树县 SMOS 数据由匹配前的 6%~23%变为 15~28%。土壤水分数据整体提高, 个别时间点变化不明显。

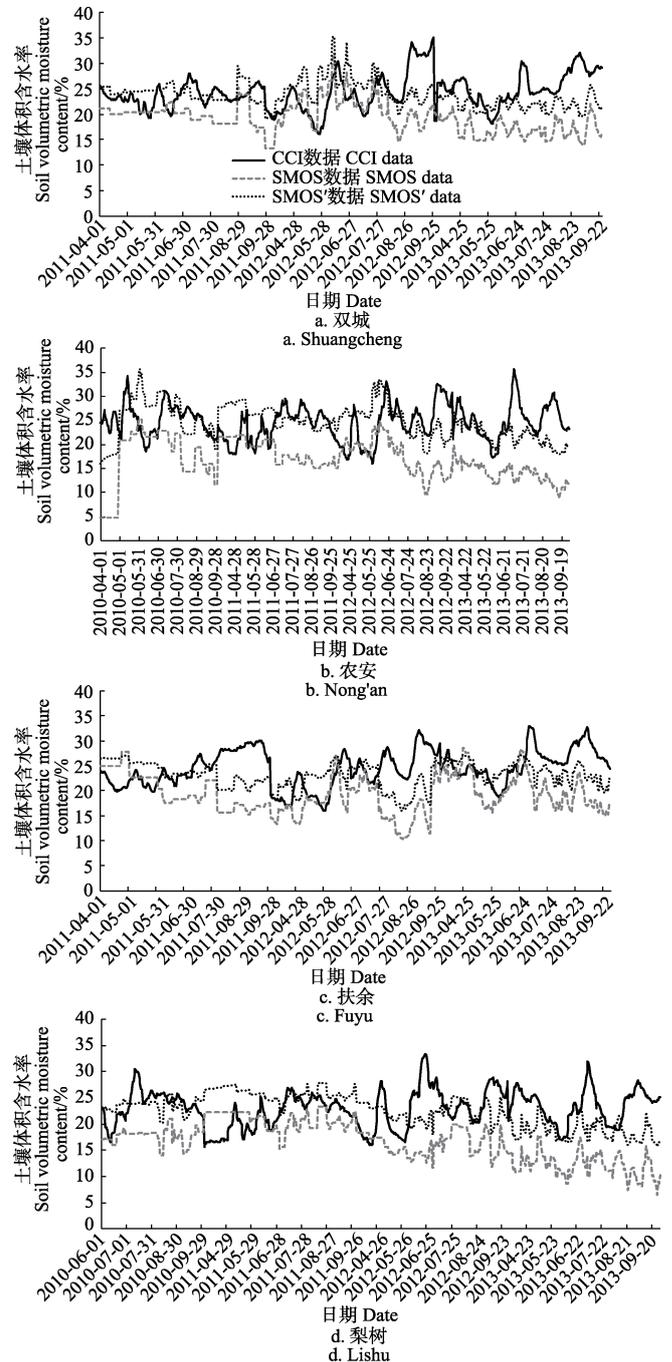


图 4 研究区部分县区 SMOS 数据融合前后时间序列
Fig.4 Soil moisture time series of fusion SMOS in some counties in study area

4 结论

遥感土壤水分数据在农业干旱方面的应用关键体现为在土壤水分低值区 (即将或正在出现干旱), 遥感数据的有效性和更新速率。以某一数据为基础, 延长或提高另一数据时间序列或更新速率的遥感数据融合技术, 是

提高遥感数据应用性能的重要手段,融合精度对遥感数据发挥实际应用影响显著,融合算法研究是遥感应用的关键问题。

现有分段线性融合法根据不同分段数会产生不同程度的系统偏差,尤其在累积分布曲线表征干旱的低值区,融合后 SMOS 数据与 CCI 数据之间的偏差容易导致融合数据在干旱预报应用过程中出现较大误差,从而误报或漏报农业干旱事件。基于 CDF 融合原理,本研究构建了新的一元差值连续融合算法,并在松嫩平原开展了县级 SMOS 和 CCI 遥感土壤水分数据融合效果的对比分析。本研究提出的连续融合算法在土壤水分低值区显著提高了多源遥感数据的融合精度,提高了融合后遥感土壤水分数据对干旱的敏感性。通过融合前后数据的时间序列分析,融合后 SMOS 数据范围更接近于 CCI 数据范围,且保留了原始数据的相对变化模式。通过应用该融合算法,本研究在松嫩平原区生成了一套以县为空间单元的长时间序列(1979 年至今)CCI—SMOS 遥感土壤水分融合数据产品。融合后的遥感土壤水分数据系统偏差小,同时兼具长时间序列特征和近实时更新的优点,为进一步开展该区域大尺度农业干旱实时评价和预警研究提供了数据支撑。

[参 考 文 献]

- [1] 林雨准,张保明,徐俊峰,等.多特征多尺度相结合的高分辨率遥感影像建筑物提取[J].测绘通报,2017(12):53-57.
Lin Yuzhun, Zhang Baoming, Xu Junfeng, et al. Building extraction from high resolution remote sensing imagery with multi-feature and multi-scale[J]. Bulletin of Surveying & Mapping, 2017(12): 53-57. (in Chinese with English abstract)
- [2] 刘金梅.多源遥感影像融合及其应用研究[D].青岛:中国海洋大学,2014.
Liu Jinmei. The Research on Methods and Application of Multi-source Remote Sensing Imagery Fusion[D]. Qingdao: Ocean University of China, 2014. (in Chinese with English abstract)
- [3] Waltz E, Llinas J. Multisensor Data Fusion[M]. Artech House Inc. Norwood, Massachusetts, United States of America, 1990. 245-253.
- [4] Calheiros R V, Zawadzki I. Reflectivity-rain rate relationships for radar hydrology in Brazil[J]. Journal of Applied Meteorology, 2010, 26(1): 118-132.
- [5] Atlas D, Rosenfeld D, Wolff D B. Climatologically tuned reflectivity-rain rate relations and links to area-time integrals[J]. Journal of Applied Meteorology, 1990, 29(11): 1120-1135.
- [6] Anagnostou E N, Negri A J, Adler R F. Statistical adjustment of satellite microwave monthly rainfall estimates over Amazonia[J]. Journal of Applied Meteorology, 2010, 38(11): 1590-1598.
- [7] 余凡,赵英时.基于主被动遥感数据融合的土壤水分信息提取[J].农业工程学报,2011,27(6):187-192.
Yu Fan, Zhao Yingshi. Soil moisture information extraction based on integration of active and passive remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2011, 27(6): 187-192. (in Chinese with English abstract)
- [8] Reichle R H, Koster R D. Bias reduction in short records of satellite soil moisture[J]. Geophysical Research Letters, 2004, 31(19): 187-206.
- [9] Liu Y Y, Van Dijk A I J M, De Jeu R A M, et al. An analysis of spatiotemporal variations of soil and vegetation moisture from a 29-year satellite-derived data set over mainland Australia[J]. Water Resources Research, 2009, 45(7): 4542-4548.
- [10] Liu Y Y, Parinussa R M, Dorigo W A, et al. Developing an improved soil moisture dataset by blending passive and active microwave satellite-based retrievals[J]. Hydrology & Earth System Sciences Discussions, 2010, 15(2): 425-436.
- [11] 庄媛.中国区域多源主被动微波遥感土壤湿度产品融合研究[D].南京:南京信息工程大学,2014.
Zhuang Yuan. Research on the Fusion of Soil Moisture Products by Multi-source Active Passive Microwave Remote Sensing in China[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology, 2014. (in Chinese with English abstract)
- [12] Calvet J C, Wigneron J P, Walker J, et al. Sensitivity of passive microwave observations to soil moisture and vegetation water content: L-band to W-band[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2011, 49(4): 1190-1199.
- [13] Ramirez-Beltran N D, Calderon-Arteaga C, Harmsen E, et al. An algorithm to estimate soil moisture over vegetated areas based on in situ and remote sensing information[J]. International Journal of Remote Sensing, 2010, 31(10): 2655-2679.
- [14] 李小英,段争虎.基于 SMOS 的黄土高原区域尺度表层土壤水分时空变化[J].中国沙漠,2014,34(1):133-139.
Li Xiaoying, Duan Zhenghu. Spatial variability of surface soil moisture at a regional scale in the Loess Plateau based on SMOS[J]. Journal of Desert Research, 2014, 34(1): 133-139. (in Chinese with English abstract)
- [15] 杨娜,崔慧珍,向峰. SMOS L2 土壤水分数据产品在我国农区的验证[J].河南理工大学学报,2015,34(2):287-291.
Yang Na, Cui Huizhen, Xiang Feng. Validation study on SMOS L2 soil moisture product in agricultural area of China[J]. Journal of Henan Polytechnic University, 2015, 34(2): 287-291. (in Chinese with English abstract)
- [16] Al-Yaari A, Wigneron J P, Ducharne A, et al. Global-scale comparison of passive (SMOS) and active (ASCAT) satellite based microwave soil moisture retrievals with soil moisture simulations (MERRA-Land)[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 152: 614-626.
- [17] 闫利爽.基于 SMOS 数据的松辽平原西部地表土壤水分时空变化研究[D].长春:东北师范大学,2015.
Yan Lishuang. Spatial and Temporal Variation of Surface Soil Moisture in the Western Songliao Plain Based on SMOS Data[D]. Changchun: Northeast Normal University, 2015. (in Chinese with English abstract)
- [18] Hollmann R, Merchant C J, Saunders R, et al. The ESA climate change initiative: Satellite data records for essential climate variables[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2013, 94(10): 1541-1552.
- [19] 张喆,丁建丽,鄢雪英,等.基于温度植被干旱指数的土库曼斯坦典型绿洲干旱遥感监测[J].生态学杂志,2013,32(8):2172-2178.
Zhang Zhe, Ding Jianli, Yan Xueying, et al. Remote sensing monitoring of drought in Turkmenistan oasis based on temperature/vegetation drought index[J]. Chinese Journal of Ecology, 2013, 32(8): 2172-2178. (in Chinese with English abstract)
- [20] Á. González-Zamora, Sánchez N, Pablos M, et al. CCI soil moisture assessment with SMOS soil moisture and in situ, data under different environmental conditions and spatial scales

- in Spain[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018. doi.org/10.1016/j.rse.2018.02.010 (in press).
- [21] 申晓骥, 安如. 欧空局主、被动微波土壤湿度产品的比较验证[J]. *遥感信息*, 2017, 32(2): 89–93. Shen Xiaoji, An Ru. Comparative evaluation of ESA CCI active and passive microwave soil moisture products[J]. *Remote Sensing Information*, 2017, 32(2): 89–93. (in Chinese with English abstract)
- [22] Dorigo W, Wagner W, Albergel C, et al. ESA CCI soil moisture for improved earth system understanding: state-of-the art and future directions[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 203: 185–215.
- [23] 杨飞, 姚作芳, 刘兴土, 等. 松嫩平原的粮食生产潜力分析及建议[J]. *干旱地区农业研究*, 2013, 31(3): 207–212. Yang Fei, Yao Zuofang, Liu Xingtu, et al. Assessment of grain production potential in Songnen Plain and relevant suggestions[J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2013, 31(3): 207–212. (in Chinese with English abstract)
- [24] 郑盛华, 覃志豪, 张文博. 松嫩平原干旱变化特征及其对气候变化的响应[J]. *中国农业气象*, 2015, 36(5): 640–649. Zheng Shenghua, Qin Zhihao, Zhang Wenbo. Drought variation in Songnen Plain and its response to climate change[J]. *Chinese Journal of Agrometeorology*, 2015, 36(5): 640–649. (in Chinese with English abstract)
- [25] 符琳. 双参数有理插值[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2014. Fu Lin. Two Parameter Rational Interpolation[D]. Huainan: Anhui University of Science and Technology, 2014. (in Chinese with English abstract)
- [26] 李波涛, 杨长春, 陈雨红, 等. 基于 B 样条函数的散乱数据曲面拟合和数据压缩[J]. *地球物理学进展*, 2009, 24(3): 936–943. Li Botao, Yang Changchun, Chen Yuhong, et al. Surface fitting and scattered data compressing with B-spline smoothing function[J]. *Process in Geophys*, 2009, 24(3): 936–943. (in Chinese with English abstract)
- [27] 陈朋. 传感器网络数据插值算法研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2011. Chen Peng. Research of Data Interpolation Algorithm for Sensor Networks[D]. Changsha: Hunan University, 2011. (in Chinese with English abstract)
- [28] Grayson R B, Western A W. Towards areal estimation of soil water content from point measurements: Time and space stability of mean response[J]. *Journal of Hydrology*, 1998, 207(1/2): 68–82.

Continuous fusion algorithm analysis for multi-source remote sensing soil moisture data based on cumulative distribution fusion

Yao Xiaolei^{1,2}, Yu Jingshan^{2*}, Sun Wenchao²

(1. College of Resource Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048, China; 2. Beijing Key Laboratory of Urban Hydrological Cycle and Sponge City Technology, College of Water Sciences, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: As an important grain-producing region, Songnen Plain located in Northeast China has been significantly affected by drought in recent years. Remote sensing soil moisture is one of the important indices for monitoring agricultural drought in large-scale farmland area. The time series length and update speed of remote sensing data are 2 important factors affecting its application. In 2009, satellite called SMOS (soil moisture and ocean salinity) was launched. As the first satellite dedicated to monitoring soil moisture of earth, daily updated SMOS soil moisture data have been proven to be suitable for the application in real-time drought monitoring and evaluation in many researches. In the field of agricultural drought management, drought characteristics and frequency analysis are basic contents of these researches. However, it is impossible to analyze the drought frequency and characteristic evolution by SMOS data, due to their short time series. CCI (climate change initiative) soil moisture data, which have a long time series (1979-2013), was combined with a variety of C-band scattered data and multi-frequency radiometer data. As a kind of historical data, CCI soil moisture product can make up for SMOS data to analyze the agricultural drought characteristics. Because of the difference of the sensors and the inversion methods, remote sensing data from different sources cannot be directly compared and analyzed. Therefore, data fusion becomes a hotspot and key issue in the application research of remote sensing data nowadays. Based on cumulative distribution matching principle, the key of data fusion is to establish the correlation between cumulative probability curves of different data. The work amount of traditional piecewise linear fusion method is proportional to the fusion accuracy. This linear method is difficult to process a number of data in batches with high precision. Unary interpolation can establish this correlation between any quantile on different cumulative probability distribution curves. Therefore, a continuous fusion algorithm of multi-source remote sensing soil moisture was built in this study. Using this continuous fusion method, SMOS and CCI data were fused to real-time remote sensing soil moisture data product with long time series characteristics with the Songnen Plain as the case. This study compared the fusion accuracy between this continuous fusion and piecewise linear fusion method. And the time series of original SMOS data and fused SMOS data was also analyzed. The analysis results indicate that this unary interpolation continuous fusion method can improve the fusion accuracy of multi-source remote sensing soil moisture significantly. Data segment of the cumulative probability distribution curve with low water content can characterize agricultural drought. By the piecewise linear fusion method, data segment of the cumulative probability distribution curve with low water content yet has some errors, which will lead to the inaccuracy of drought evaluation. By this new continuous fusion method, fused SMOS data and CCI data are completely coincident at each quantile in the low-value region of the curve. Through the accurate evaluation of drought events, the fused SMOS data can reflect local drought conditions. Through time series analysis, the range of fused SMOS data is closer to the CCI data, and the relative change pattern of original SMOS data still remains. This remote sensing fusion data combining the advantages of CCI and SMOS data can provide reliable data support for the next study of agricultural drought evaluation.

Keywords: remote sensing; soil moisture; data fusion; multi-source continuous algorithm