

# 基于 GWR 模型的长江流域 TRMM 数据降尺度

张寒博<sup>1</sup>, 徐勇<sup>1</sup>, 窦世卿<sup>1</sup>, 靖娟利<sup>1</sup>, 张楠<sup>1</sup>, 张伟东<sup>2</sup>

(1.桂林理工大学 测绘地理信息学院, 广西 桂林 541006; 2.黑龙江省农垦科学院, 哈尔滨 150038)

**摘 要:** 遥感降水数据应用广泛,但其空间分辨率未能满足区域空间精度要求。以 2001—2019 年热带降雨测量卫星降水产品 TRMM 3B43 为数据源,通过构建地理加权回归模型(GWR),结合数字高程模型(DEM)、增强型植被指数(EVI)、归一化植被指数(NDVI)、坡向,分别以目前主流的植被指数(NDVI, EVI)为解释变量对长江流域 TRMM 数据进行降尺度研究,并用研究区内 147 个气象站点观测值对降尺度前后的 TRMM 数据进行精度验证。研究结果表明:(1) TRMM 数据与气象站点实测数据在空间和时间上表现出较好的一致性和适用性,各站点相关系数为 0.46~0.97。(2) 降尺度数据在保证数据精度的前提下,空间分辨率有较大提升(由 0.25° 提升至 1 km),且 NDVI\_降尺度 TRMM 数据优于 EVI\_降尺度 TRMM 数据,能更真实反映研究区域内的降水特征。(3) 相比原始 TRMM 数据,降尺度数据降水区间范围扩大,且湿润年份降尺度结果优于干旱年份。通过对 TRMM 数据进行降尺度有助于推进中小尺度区域降水的时空变异特征研究,具有一定研究意义。

**关键词:** TRMM 3B43; GWR; 降尺度; 植被指数; 长江流域

中图分类号: P426.6

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2021)03-0149-07

## TRMM Downscaling Data of Yangtze Based on GWR Model

ZHANG Hanbo<sup>1</sup>, XU Yong<sup>1</sup>, DOU Shiqing<sup>1</sup>, JING Juanli<sup>1</sup>, ZHANG Nan<sup>1</sup>, ZHANG Weidong<sup>2</sup>

(1.College of Geomatics and Geoinformation, Guilin University of Technology Guilin, Guangxi 541006, China; 2.Heilongjiang Academy of Agricultural Reclamation, Harbin 150038, China)

**Abstract:** Remote sensing precipitation data is widely used, but its spatial resolution fails to meet the regional spatial accuracy requirements. Based on the Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) precipitation product TRMM 3B43 from 2001 to 2019, combining with the digital elevation model (DEM), enhanced vegetation index (EVI), normalized difference vegetation index (NDVI), and aspect data, a geographically weighted regression model (GWR) was construct. The current mainstream vegetation indices (NDVI, EVI) were selected as explanatory variables to downscale the TRMM data of the Yangtze River Basin. We verified the accuracies of the TRMM data before and after downscaling based on the observation values of 147 meteorological stations located in the study area. The results showed that: (1) the TRMM data and in situ observation data showed good consistency and applicability in space and time; the correlation coefficient of each station ranged from 0.46 to 0.97; (2) the spatial resolution of downscaling data was greatly improved (from 0.25° to 1 km) under the premise of ensuring the accuracy of the data; the NDVI downscaling TRMM data were better than the EVI downscaling TRMM data, which could more truthfully reflect the characteristics of precipitation in the study area; (3) compared with the original TRMM data, the precipitation range of the downscaling data was extended; the downscaling results of precipitation of wet years were better than those of dry years. Downscaling TRMM data are of great importance to advance the research on the temporal and spatial variability of regional precipitation, which has the certain research significance.

**Keywords:** TRMM 3B43; GWR; scale down; vegetation index; Yangtze River Basin

收稿日期: 2020-10-20

修回日期: 2020-12-09

资助项目: 广西八桂学者专项项目; 国家自然科学基金项目(42061059); 广西自然科学基金项目(2020GXNSFBA297160); 桂林理工大学科研启动基金项目(GUTQDJJ2019046, GUTQDJJ2019172)

第一作者: 张寒博(1996—), 男, 河南省开封市人, 硕士研究生, 主要从事遥感原理与应用研究。E-mail: 2120191109@glut.edu.cn

通信作者: 徐勇(1988—), 男, 湖南省益阳市人, 博士, 讲师, 主要从事气候变化和植被覆盖反演的研究。Email: yongxu@glut.edu.cn

降水是地球水循环中重要的一环,在不同时空尺度的大气过程中也扮演着不可或缺的角色,是气象学、生态学和文学的重要参数,推动全球物质循环和能量交换。传统的区域降水数据一般是基于气象站观测值通过以点带面的空间插值方法获取<sup>[1-3]</sup>,因此需要站点数据满足分布均匀,且分布密度较高<sup>[4]</sup>,实际较难达到要求。

近年来,卫星遥感技术发展迅速,通过遥感数据进行降水探测已成为空间化降水数据的重要来源<sup>[5]</sup>。1997 年 TRMM(Tropical Rainfall Measuring Mission)卫星的成功发射,更是为与降水有关的研究提供了更丰富的数据源<sup>[6]</sup>。TRMM 能提供较为精确的高时间分辨率降水数据,反映降水的时间变化特征及空间分布特征<sup>[7-8]</sup>。国内外学者在不同时空尺度、不同地区对 TRMM 数据精度已进行了检验,研究表明 TRMM 数据与气象站点数据、雷达观测数据有较好的一致性<sup>[9]</sup>。谷黄河等<sup>[10]</sup>通过 TRMM 数据与气象站实测数据在时间和空间分布上的对比分析,得出了 TRMM 数据在长江流域具有较高精度。

在各类遥感降水产品中,TRMM 数据的空间分辨率已较为出色,但仍未满足区域空间精度要求,因此,对 TRMM 数据进行降尺度研究十分必要。通过降尺度技术实现遥感数据空间分辨率的提高,有助于推进中小尺度区域降水时空变化特征的研究。目前,国内外学者通过不同方法获得降尺度 TRMM 数据。常用的降尺度模型有两种:一般线性回归模型和地理加权回归模型,一般线性回归模型采用经典统计学理论中的最小二乘法(Ordinary Least Squares,OLS),具有完善的统计推断方法,但由于降水与地表特征之间存在空间非平稳性和尺度依赖,因此忽略了数据的局部特性<sup>[11-13]</sup>。地理加权回归模型不仅强调了空间局部特征,还能反映降水的空间异质性<sup>[14]</sup>。Chen<sup>[15]</sup>基于 GWR 模型对华北地区 TRMM 3B43 数据进行了降尺度,结果表明通过 GWR 模型可以得到高分辨率降水数据;姬世保等<sup>[16]</sup>选取 NDVI、坡度、坡向等作为自变量,降水作为因变量建立 GWR 模型和多元线性回归模型,将黔桂喀斯特山地 TRMM 数据从  $0.25^{\circ}\times 0.25^{\circ}$  降尺度为  $0.05^{\circ}\times 0.05^{\circ}$ ,并通过交叉验证法对降尺度结果进行优选。研究结果表明 GWR 模型精度优于多元线性回归模型;李琼等<sup>[17]</sup>以黄河源区降水数据为因变量,经纬度、地形因子主成分变量为自变量,采用逐步回归、BP 神经网络、GWR 地理加权回归 3 种方法对 TRMM 3B43 数据进行降尺度,研究表明 GWR 地理加权回归降尺度效果最好;Fung 等<sup>[18]</sup>通过建立 EVI 值和降水量之间的关系进行线性回归,

研究表明 EVI 和降水量的关系比 NDVI 更为密切;目前国内对遥感降水数据的降尺度研究主要是通过建立单要素或多要素与遥感降水数据的全局回归模型为主<sup>[19]</sup>,且大多以 NDVI 为解释变量。

本文在考虑地形因子的同时,通过不同植被指数反演 TRMM 降尺度数据,分别以 EVI,NDVI 为解释变量,DEM、坡向为控制变量,基于 GWR 模型对长江流域 TRMM 3B43 数据进行降尺度研究。并将气象站观测降水量作为验证数据集,分别对原始 TRMM 数据、降尺度数据(表 1)进行精度验证与结果与分析。

表 1 降尺度数据信息

降尺度数据类型	因变量	控制变量	解释变量
NDVI_降尺度 TRMM 数据	TRMM 3B43 数据	DEM、坡向	NDVI
EVI_降尺度 TRMM 数据	TRMM 3B43 数据	DEM、坡向	EVI

## 1 研究区与数据

### 1.1 研究区概况

长江流域(图 1)位于  $24^{\circ}27'—54^{\circ}N$ 、 $90^{\circ}33'—122^{\circ}19'E$ ,流域面积 180 万  $\text{km}^2$ ,约占我国国土面积的 19%,发源于青藏高原格拉丹东雪山西南侧,东临太平洋。干流流经 11 个省份,流域形状表现为东西长、南北窄,地势西高东低,起伏较大,呈三级阶梯状<sup>[10]</sup>。长江流域水资源丰富,是中国水资源配置的战略水源地,降水主要受东南季风和西南季风影响,在时间上具有明显的年际和季节特征,在空间上呈现出显著的空间异质性<sup>[20]</sup>。此外,长江流域不仅在区域水循环、气候变化等方面研究上有着重要作用,同时还是中国经济发展的主驱动轴<sup>[21]</sup>。

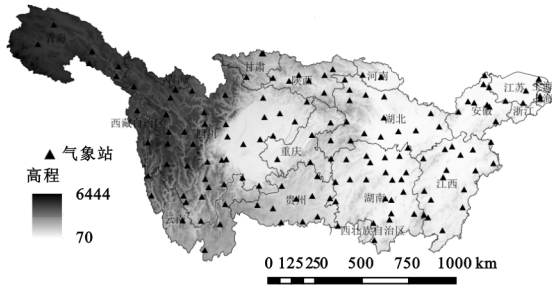


图 1 研究区及气象站点分布

### 1.2 数据来源与预处理

本文采用 2001—2019 年的 TRMM 3B43 (Version 7) 作为降水数据源,其空间分辨率为  $0.25^{\circ}\times 0.25^{\circ}$ (约  $27.5\text{ km}\times 27.5\text{ km}$ ),时间分辨率为 1 个月,空间范围为 ( $50^{\circ}S—50^{\circ}N$ ,  $0^{\circ}—180^{\circ}$ ),格式为 HDF。NDVI,EVI 数据来自 terra 卫星 MODIS 传感器的植被指数数据 MOD13A3,空间分辨率为  $1\text{ km}\times 1\text{ km}$ ,时间分辨率为 1 个月。3 种数据都通过 NASA 数据库免费获得(<https://search.earthdata.nasa.gov/>)。DEM 数据从

地理空间数据云(<http://www.gscloud.cn/>)SRTM 数据集获取,空间分辨率为 90 m×90 m。降水量地面观测数据选取长江流域 2001—2019 年 147 个地面站(图 1)气象数据日值数据集,数据内容包括各站点经纬度、海拔、日降水量等。数据来源于中国气象局国家气象中心(<http://cdc.cma.gov.cn/home.do>)。

通过 MRT(MODIS Reprojection Tool)在 Java 环境下对 NDVI,EVI 数据进行批量波段提取、拼接、投影变换、区域裁剪、无效值剔除、最大值合成等操作,得到 2001—2019 年 NDVI 月数据、EVI 月数据。并通过 ArcGIS 对一年 12 期的 NDVI,EVI 数据求平均,分别得到年均 NDVI、年均 EVI 数据;TRMM 数据借助 ENVI 软件进行批量投影转换、旋转、格式转换、单位转换等预处理,将一年 12 期的 TRMM 数据进行求和,获得 TRMM 年累计数据;DEM 数据进行投影转换,再采用最邻近内插法将其重采样为 1 km×1 km,并利用 ArcGIS 计算出坡向数据;降水量地面观测数据经质量控制,剔除无效数据,对缺失值进行插补后累加得到各站点月、年时间尺度的降水总量。

## 2 研究方法

### 2.1 GWR 模型介绍(原理)

2.1.1 地理加权回归模型 GWR 地理加权回归模型(Geographically Weighted Regression, GWR)最早是由 Brunsdon 等<sup>[22]</sup>于 1996 年提出的一种用于量化空间异质性的局部参数估计方法<sup>[23]</sup>,是传统回归模型的扩展。地理加权回归模型应用了局部回归的思想,遵循地理学第一定律,通过引入数据的空间位置计算数据在局部回归方程中的权重。在考虑相邻点的空间权重下,通过估算每一位置的因变量与解释变量的参数来建立回归模型<sup>[24-25]</sup>。其基本公式如下:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{t=1}^m (u_t, v_t) + \varepsilon(u_i, v_i) \quad (i=1, 2, \dots, m) \quad (1)$$

式中: $y_i$ 为第  $i$  个样本点的降水量,作为因变量,共有  $m$  个点; $x_{it}$ 为第  $t$  个解释变量的第  $i$  个样本点的观测值; $(u_i, v_i)$ 表示第  $i$  个样本点的经纬度坐标; $\beta_0(u_i, v_i)$ 为第  $i$  个样本点的常数项回归参数; $\beta_t(u_i, v_i)$ 为第  $t$  个影响因子对第  $i$  个样本点的线性回归参数; $\varepsilon(u_i, v_i)$ 为模型在第  $i$  个样本点所计算出来的残差值。

2.1.2 高斯(Gauss)函数法原理 空间权重矩阵的计算是 GWR 模型求解的关键。高斯函数法可以较高的精度计算出权重比,并基于地理学第一定律,通过距离和权重呈现反比关系,构建出一个单调递减的连续性函数式,公式如下:

$$W_{it} = \exp\left[-\left(\frac{D_{it}}{b}\right)^2\right] \quad (2)$$

式中: $D_{it}$ 为研究区点与点之间的距离; $b$ 为带宽,用来描述权重与距离函数关系式的非负衰减参数; $\exp\left[-(D_{it}/b)^2\right]$ 为以  $e$  为底的指数函数。

2.1.3 CV 法则原理 带宽 GWR 的大小对 GWR 模型结果有较大影响,国际上最普遍的方法就是用 Cleveland 和 Bowman 提出的交叉验证(cross-validation, CV)方法来确定,公式如下:

$$CV = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_{\neq i}(b)]^2 \quad (3)$$

式中: $\hat{y}_{\neq i}(b)$ 表示在回归参数估计时只根据回归点周围的数据点进行回归计算,当 CV 值到达最小时,对应的  $b$  为最佳带宽。

### 2.2 降尺度方法

本文利用 TRMM 数据和 NDVI,EVI,DEM,坡向影响因子基于 MATLAB 环境建立函数关系,来实现 TRMM 数据的降尺度,主要步骤如下:

(1) 将 1 km×1 km 分辨率的 NDVI,EVI,DEM,坡向数据重采样为 0.25°×0.25°。将数据分为高分辨率组数据(1 km)和低分辨率组数据(0.25°)。

(2) 将统一尺度的低分辨率组数据中的 TRMM 数据(0.25°)为因变量,NDVI 数据(0.25°)/EVI 数据(0.25°)为解释变量、DEM 数据(0.25°)、坡向数据(0.25°)为控制变量,建立 GWR 训练模型。从回归模型中得到常数项,解释变量、各控制变量对应系数及残差结果。

(3) 将上步的模型结果栅格化,并将常数项,解释变量、控制变量系数重采样为 1 km,对残差结果通过反距离权重法插值得到高分辨率的残差(1 km)。

(4) 将高分辨率组数据按照 GWR 模型原理进行回代,将解释变量系数、各控制变量系数(1 km)与同分辨率的解释变量、控制变量相乘,并与常数项(1 km)相加,得到预测降水数据(1 km)。

(5) 将预测降水数据与同分辨率残差数据相加得到最终的降尺度降水数据(1 km)。

### 2.3 插值方法的选取

通过 GWR 模型得到的预测数据与原始 TRMM 数据存在着一定的残差,需要借助插值方法对残差数据进行尺度转换处理。本文选取研究区域 5 367 个样点,分为 3 634 个训练点和 1 733 个验证点,通过交叉验证对自然邻点法、样条函数法、普通克里金法、反距离权重法 4 种差值方法进行比较,并以均方根误差(RMSE)、决定系数( $R^2$ )作为验证指标。交叉验证结果见表 2,本研究选择反距离权重插值法进行残差插值。

表 2 交叉验证结果				
插值方式	自然邻点	样条函数	普通克里金	反距离权重
均方根误差	49.875	49.706	85.257	21.156
决定系数	0.951	0.938	0.824	0.953

2.4 评价指标

本文以气象站实测数据为“真实值”，引入决定系数( $R^2$ )、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、相对误差(BIAS)及平均绝对偏差(MAE)4个指标对降尺度结果进行精度验证。 $R^2$ 评定实测值与降尺度降水数据的相关性,其值在 0 到 1 之间,值越大相关性越高;BIAS 反映“真实值”与降尺度降水数据的偏离程度,值越接近 0 精度越高;RMSE 评定误差的整体水平;MAE 则评定误差的实际情况。公式如下:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{Y})^2} \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (4)$$

$$BIAS = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\sum_{i=1}^n y_i} - 1 \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{n}} \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (6)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|}{n} \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (7)$$

式中: $x_i, y_i$  分别表示 TRMM 数据观测值和气象站观测值; $\bar{y}$  表示气象站观测值平均值; $Y_i$  表示线性相关的拟合值; $n$  表示研究区点的个数。

3 结果与分析

3.1 TRMM 数据适用性分析

卫星降水数据与气象站点实测数据在不同时空尺度存在偏差。为了保证 TRMM 3B43 数据降尺度的可行性与降尺度结果的可靠性,首先对 TRMM 数据的适用性进行分析。以长江流域 2001—2019 年 147 个气

象站数据为自变量,对应年尺度 TRMM 降水数据为因变量,进行一元线性回归分析。并基于气象站点通过建立 Thiessen 多边形对研究区进行分割,得到站点相关系数的空间分布。由图 2 可知,长江流域 TRMM 降水数据与实测降水数据之间的相关系数为 0.46~0.97,且大多数站点在 0.75 以上,东部相关系数整体优于西部。通过相关系数显著性检验,所有站点通过了 95%显著性检验,式中 135 个气象站在  $p < 0.01$  水平下显著。这说明两种数据之间具有较好的线性相关性,在长江流域进行年尺度降水的降尺度研究具有一定的科学合理性。

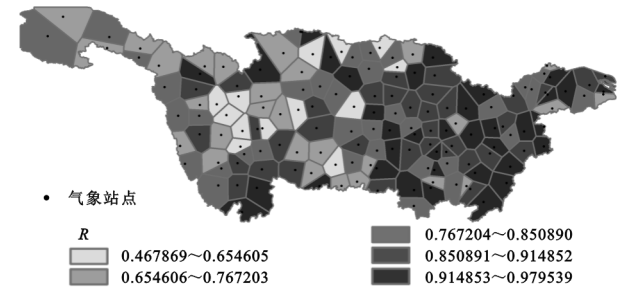


图 2 气象站点相关系数分布

3.2 降尺度结果与验证

3.2.1 多年平均降水降尺度结果 对 2001—2019 年的 TRMM 3B43 年累计降水数据、年均 NDVI 数据、年均 EVI 数据分别求平均得到多年平均数据,通过 GWR 模型获得降尺度 TRMM 数据。由图 3 可知:TRMM 原始数据年均降水范围为 251~2 145 mm,NDVI\_降尺度 TRMM 数据范围为 60~2 415 mm,EVI\_降尺度 TRMM 数据为 81~2 599 mm;洞庭湖支流区域降尺度前后细节表征更突出。整体空间分布特征上,TRMM 数据在降尺度前后趋于一致,呈现由东向西递减的特点,其中东南地区年降水量一般大于 1 600 mm,局部地区大于 2 000 mm。原始 TRMM 数据空间分辨率相对较粗糙,局部特征不明显,经过 GWR 降尺度计算,空间分辨率从 0.25°提升至 1 km,其降水范围大于原始 TRMM 数据,细节性增强,能更好体现降水特征。

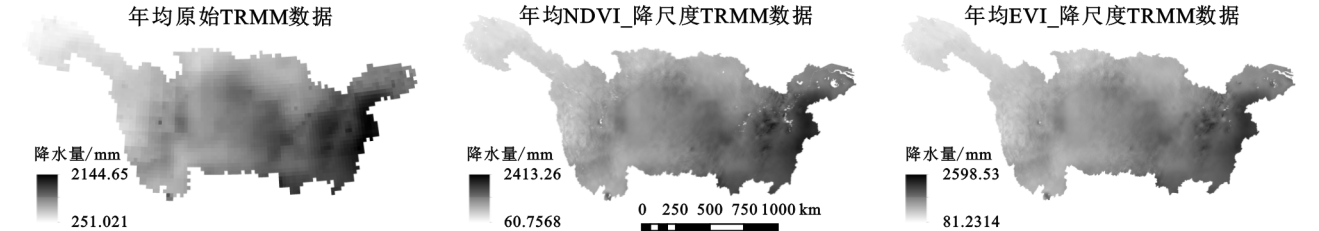


图 3 2001—2019 年平均年降水量空间分布

为进一步验证 TRMM 数据降尺度结果的准确度和精度,将研究区内 147 个气象站点多年平均观测数据分别与对应的降尺度前后 TRMM 数据进行一元线性回归分析(图 4),以  $R^2$ ,BIAS, RMSE 和

MAE 共 4 种统计指标对降尺度结果进行验证。验证结果表明:TRMM 降水数据与气象站点观测数据之间的  $R^2$ ,BIAS, RMSE 以及 MAE 分别为 0.911 6, 0.061 56, 131.862, 102.557, TRMM 降水数据与气象

站点观测数据之间具有明显的线性相关性,且原始 TRMM 数据的降水量整体比站点观测数据降水量偏大。

与 TRMM 原始数据的降水量相比,两种降尺度数据的  $R^2$ ,BIAS 均有所下降, RMSE 和 MAE 略微上升。NDVI\_降尺度降水数据  $R^2$  指标值为 0.906 2,

更接近于 0.911 6;BIAS 值增加了 0.019 6, RMSE 指标值提升了 3.371 mm, MAE 提升 0.51 mm;EVI\_降尺度降水数据  $R^2$  指标值为 0.900 7,减少了 0.010 9, BIAS 值增加 0.036 5, RMSE 指标值提升了 7.059 mm, MAE 提升 4.029 mm。整体来看, NDVI\_降尺度模型相比 EVI\_降尺度模型精度更高。

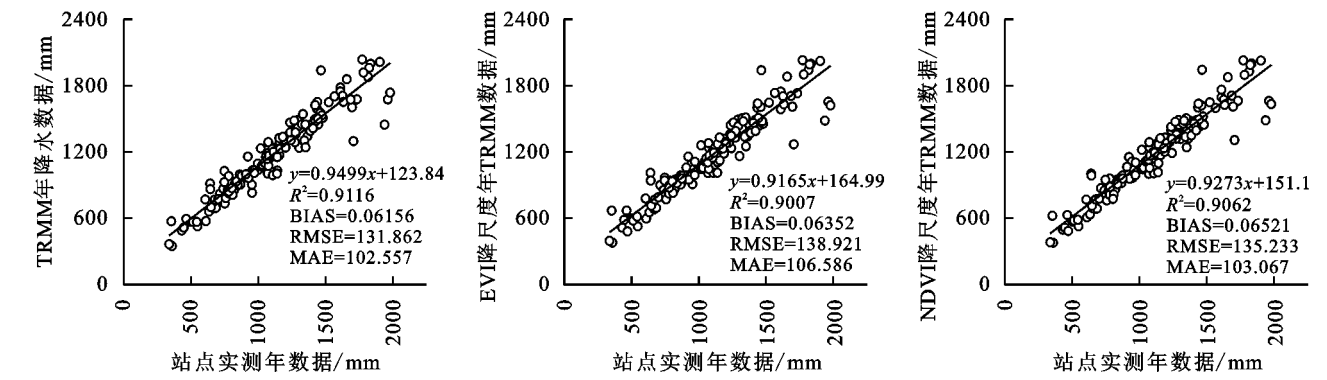


图 4 降尺度前后 TRMM 数据与实测降水数据散点图

3.2.2 年尺度降水降尺度 把 2001—2019 年气象站点的实测降水数据和对应的原始 TRMM 3B43 降水数据、NDVI\_降尺度 TRMM 数据、EVI\_降尺度 TRMM 数据进行逐年检验和对比分析。图 5 为 3 种数据与气象站点实测降水数据精度检验得出的 4 种参数对比图。由图 5A 可知:2001—2019 年 3 种降水数据各年  $R^2$  曲线趋势表现为明显的一致性,19 a 间原始 TRMM 数据与气象站实测降水量的  $R^2$  普遍相对较好;NDVI\_降尺度降水量与气象站实测降水量的  $R^2$  与前者几乎接近,2010 年、2019 年比前者相关性更好;EVI\_降尺度降水量与气象站实测降水量的  $R^2$  相比前两种表现稍差。降尺度前后数据的  $R^2$  有所下降,其原因是在尺度转换过程中会产生误差,导致降水量估计有偏差。图 5B—5D 为 3 种数据与站点实测数据的 BIAS, RMSE 及 MAE 值的对比,其中 BIAS 原始 TRMM 数据表现最好,NDVI\_降尺度降水数据次之,EVI\_降尺度降水数据相对较差;2006 年、2010 年、2012 年、2015 年、2019 年 NDVI\_降尺度降水数据与气象站点实测数据的 RMSE 和 MAE 最小,能更好反映真实降水,其余各年略微低于原始 TRMM 数据;各年内 EVI\_降尺度前后 TRMM 降水数据与气象站实测数据间的 RMSE 和 MAE 都大于另两种数据,精度相对较差。整体而言,NDVI\_降尺度结果优于 EVI\_降尺度结果,在提高空间分辨率的同时较好地保持数据的精度,能更真实地反映研究区域内的降水特征。

3.2.3 典型年降水降尺度结果与验证 2001—2019 年年均降水量为 1 109.31 mm,2011 年降水量 924.91 mm 为近 19 a 最低,2016 年降水 1 287.25 mm 为近

19 a 最高。以 2011 年作为干旱年、2016 年作为湿润年,进行典型年份降水降尺度结果与分析。按上述降尺度步骤对 2011 年、2016 年 TRMM 数据进行降尺度,得到相应年份的 NDVI\_降尺度预测 TRMM 和 EVI\_降尺度预测 TRMM(图 6B),并对残差插值得到(图 6C)1 km 残差值,最后得出相应年份的 NDVI\_降尺度 TRMM 数据和 EVI\_降尺度 TRMM 数据(图 6D)。由图 6 可知,两种降尺度结果空间分辨率都有大幅度提升,细节性增强,能更好地体现降水特征。典型年份(2011 年、2016 年)的降水量空间分布趋势与多年年均降水相近,整体呈现从东向西逐渐减小的趋势,其中,干旱年份降水主要分布在长江流域中北部和东北部,湿润年份降水主要分布在长江流域东南部。2011 年原始 TRMM 年均降水范围为 235~1 874 mm,NDVI\_降尺度结果降水范围为 153~1 964 mm,EVI\_降尺度结果降水范围为 145~2 001 mm;2016 年原始 TRMM 年均降水范围为 183~3 022 mm,NDVI\_降尺度结果降水范围为 131~3 308 mm,EVI\_降尺度结果降水范围为 116~3 315 mm。两种降尺度结果都使降水区间范围扩大,NDVI\_降尺度数据范围变化相对较小,更加符合实际降水特征。

利用长江流域 2011 年、2016 年 147 个气象站点实测数据对两种降尺度结果进行验证。从表 3 可以看出湿润年份  $R^2$  整体优于干旱年份,且 2 个年份的 NDVI\_降尺度 TRMM 数据和 EVI\_降尺度 TRMM 数据与原始 TRMM 数据相比, $R^2$  均有所下降,但 NDVI\_降尺度数据  $R^2$  更接近;BIAS, RMSE, MAE 均有所上升,NDVI\_降尺度 TRMM 数据精度要好于 EVI\_降尺度 TRMM 数据。

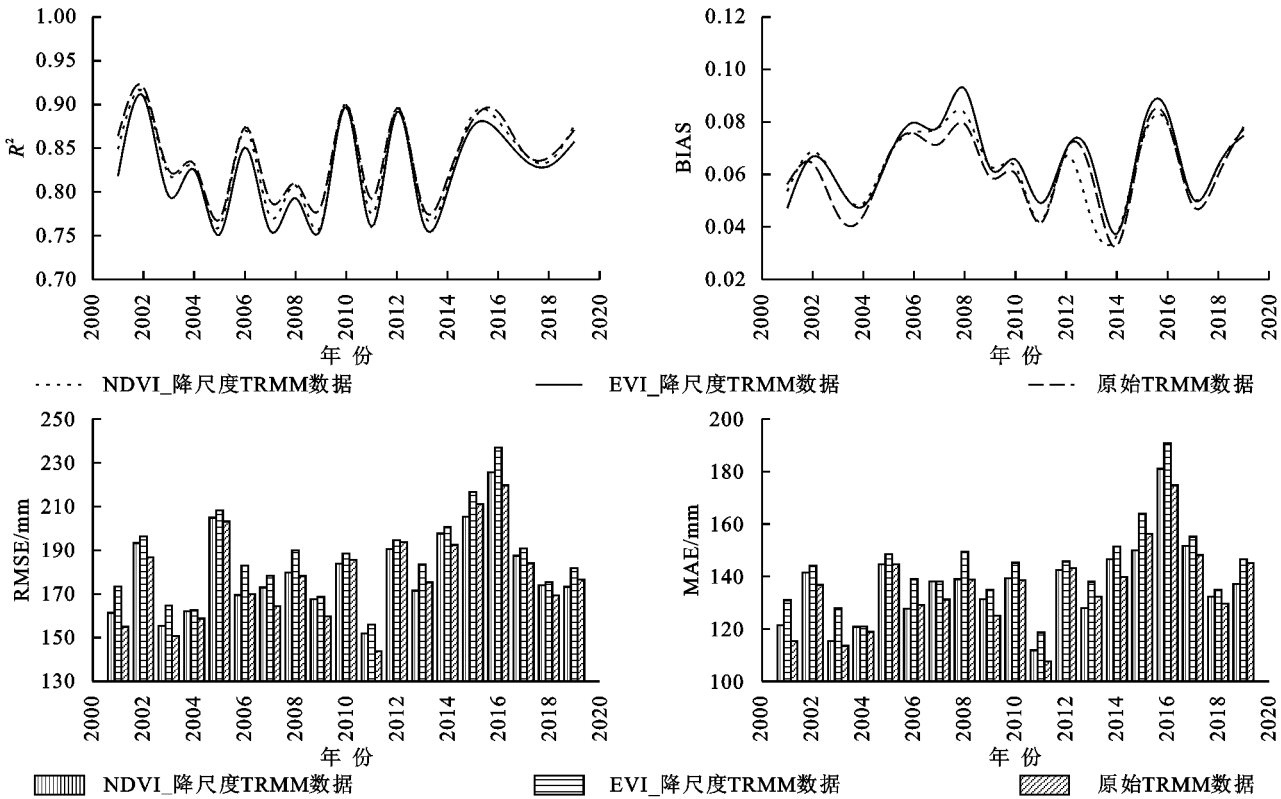


图 5 2001—2019 年精度检验结果

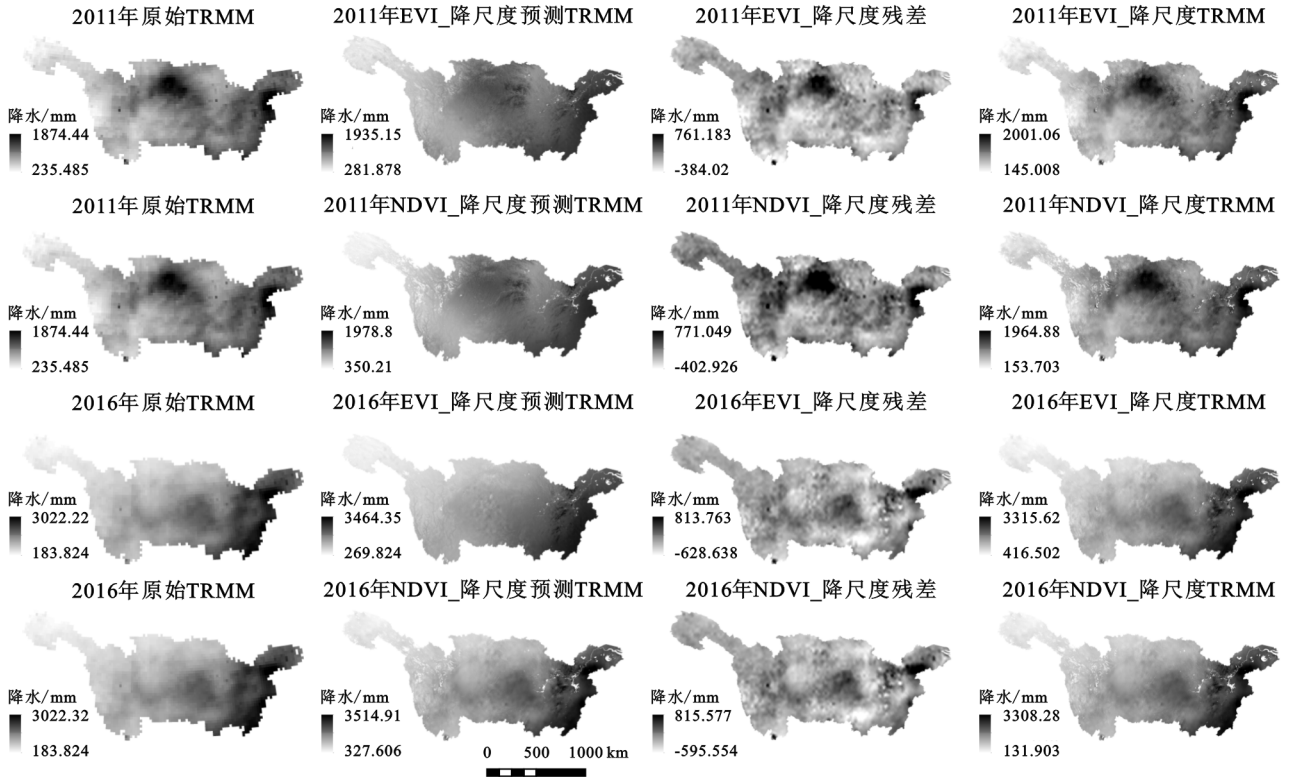


图 6 TRMM 降水值、预测降水值、残差值及降尺度降水值

4 结论

本文以长江流域为研究区,以 2001—2019 年的 MODIS 和 TRMM 产品为数据源,在充分考虑 TRMM 3B43 降水数据在长江流域的适用性的基础

上,基于 GWR 模型,选用不同的降尺度参数,对 TRMM 3B43 数据进行降尺度研究。并对 TRMM 原始数据、降尺度降水数据与气象站点实测数据进行结果检验和对比分析。得出以下结论:

(1) TRMM 3B43 降水数据在长江流域年时间

尺度上具有较好精度,其与气象站点实测降水数据的  $R^2$  为 0.911 6,且站点相关系数大多在 0.75 以上,表现出一定的适用性。

表 3 典型年份降尺度结果对比

年份	评价指标	TRMM	NDVI_降尺度	EVI_降尺度
			TRMM	TRMM
2011	$R^2$	0.792	0.774	0.760
	BIAS	0.0415	0.0421	0.0491
	RMSE/mm	143.749	151.820	156.023
	MAE/mm	104.651	111.829	118.611
	$R^2$	0.891	0.881	0.891
2016	BIAS	0.0803	0.0795	0.0838
	RMSE/mm	219.745	225.677	236.952
	MAE/mm	174.729	181.0337	190.795

(2) 选取研究区 5 367 个样点,采用均方根误差(RMSE)、决定系数( $R^2$ )作为验证指标。通过交叉验证法对插值方式进行选择,经分析选择反距离权重插值法进行残差插值结果最优。

(3) TRMM 3B43 数据在两种降尺度处理前后的空间分布特征上都整体趋于一致,表现为由东向西递减的特点,原始 TRMM 降水数据局部特征较模糊,降尺度数据细节特征表现更好。NDVI\_降尺度 TRMM 数据在与气象站点实测数据之间的  $R^2$ ,BIAS,RMSE,MAE 指标上都优于 EVI\_降尺度 TRMM 数据,且 2006 年、2010 年、2012 年、2015 年、2019 年各项指标比原始 TRMM 数据更好,可以反映长江流域真实的降水信息。

(4) 整体而言,两种降尺度降水数据区间范围相比原始 TRMM 降水数据区间范围扩大,湿润年份降尺度结果优于干旱年份。

参考文献:

[1] 郑吉莉.基于 TRMM 数据的和田河流域降水变化特征与径流的关系[D].山东日照:曲阜师范大学,2019.

[2] Jin Yufang. Ecological consequences of variation in precipitation: separating shortDversus long-term effects using satellite data[J]. Global Ecology and Biogeography, 2014,23(3):358-370.

[3] 黄玉莹.北部湾经济区 TRMM 降水数据空间降尺度研究[J].广西师范大学学报:自然科学版,2019,037(4):163-169.

[4] Stisen S. Interpolation of daily raingauge data for hydrological modelling in data sparse regions using pattern information from satellite data[J]. International Association of Scientific Hydrology Bulletin, 2015,60(11):1911-1926.

[5] 吕洋,董国涛,杨胜天,等.雅鲁藏布江流域 NDVI 时空

变化及其与降水和高程的关系[J].资源科学,2014,36(3):603-611.

[6] 曾业隆,谭伟,王超,等.基于 GWR 模型的贵州喀斯特山区 TRMM 3 B43 降水资料降尺度分析[J].干旱气象,2018,36(3):405-414.

[7] Sandra E. Yuter, Casey D. Burleyson, Adam H. Sobel, et al. Very high resolution rainfall patterns measured by TRMM precipitation radar: seasonal and diurnal cycles [J]. Climate Dynamics: Observational, Theoretical and Computational Research on the Climate System, 2012, 39(1/2):239-258.

[8] Deblauwe V, Droissart V, Bose R, et al. Remotely sensed temperature and precipitation data improve species distribution modelling in the tropics[J]. Global Ecology and Biogeography, 2016,25(4):443-454.

[9] 李琼,杨梅学,万国宁,等. TRMM3B43 降水数据在黄河源区的适用性评价[J].冰川冻土,2016,38(3):620-633. DOI:10.7522/j. issn. 1000-0240,2016.0069.

[10] 谷黄河,余钟波,杨传国,等.卫星雷达测雨在长江流域的精度分析[J].水电能源科学,2010,28(8):3-6.

[11] Kizza M, Westerberg I, Rodhe A, et al. Estimating areal rainfall over Lake Victoria and its basin using ground-based and satellite data[J]. Journal of Hydrology, 2012,464/465:401-411.

[12] 金辉明,徐鹏,何康,等.基于地理加权回归模型的省级 TRMM 降水数据降尺度研究[J].浙江水利水电学院学报,2017,29(3):29-36,83.

[13] 刘小婵,张洪岩,赵建军,等.东北地区 TRMM 数据降尺度的 GWR 模型分析[J].地球信息科学学报,2015,17(9):1055-1062. DOI:10.3724/SP.J.1047.2015.01055.

[14] Xu S, Wu C, Wang L, et al. A new satellite-based monthly precipitation downscaling algorithm with non-stationary relationship between precipitation and land surface characteristics[J]. Remote Sensing of Environment, 2015,162:119-140.

[15] Chen Cheng. An Improved spatial downscaling procedure for TRMM3B43 precipitation product using geographically weighted regression[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2015,8(9):4592-4604.

[16] 姬世保,杜军凯,仇亚琴,等.基于星地融合数据的黔桂喀斯特山地降水时空分布[J].南水北调与水利科技,2019,17(6):28-36.

[17] 李琼.基于地形因子的 TRMM 3843 降水数据在黄河源区的融合校正研究[J].应用基础与工程科学学报,2018,26(6):6-22.