

文章编号: 1008 - 2786 - (2019)3 - 451 - 11

DOI: 10. 16089/j. cnki. 1008 - 2786. 000437

基于地理加权回归模型的典型山地卫星 反演降水产品降尺度研究

胡 实¹, 韩 建², 占车生^{1*}, 刘梁美子^{1,3}

(1. 中国科学院地理科学与资源研究所 陆地水循环及地表过程重点实验室, 北京 100101;
2. 中国电建集团西北勘测设计研究院有限公司, 西安 710065; 3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘 要: 降水是陆地水循环的关键变量, 高分辨率降水数据的获取是准确模拟陆地水循环过程的前提。虽然卫星反演降水产品具有较强的空间代表性和连续性, 但其空间分辨率较低的问题限制了它的应用。以太行山、横断山和喀斯特山区为研究对象, 基于降水与高程 (DEM)、植被指数 (NDVI) 之间存在较好相关关系的假设, 构建了 GPM 降水 (Global Precipitation Measurement Mission) 与高程、植被指数的地理加权回归模型, 得到了 2014—2016 年研究区 1 km 分辨率 GPM 降水数据。研究表明: 地理加权回归模型能有效地提高 GPM 数据的空间分辨率。降尺度后, GPM 数据精度在太行山和横断山区略有提高。年尺度上, 相比于原始 GPM 数据, 太行山和横断山区降尺度数据站点实测数据的确定系数分别提高了 0.06 和 0.08, RMSE 分别降低了 0.45% 和 3.89%, MAE 分别降低了 0.16% 和 1.70%; 月尺度上, 太行山区 67% 的月份, 横断山区 83% 的月份 GPM 产品降尺度后更加接近于站点实测数据。喀斯特地区 GPM 数据降尺度后精度略有下降, 降尺度后, 年尺度的降雨数据与实测数据的 RMSE 和 MAE 分别增加了 10.00% 和 8.00%, R^2 降低了 0.06, 月尺度上仅 8 月和 9 月降尺度后的精度更高。降雨与地形和 NDVI 的关系较弱是喀斯特地区降尺度效果较差的主要原因。

关键词: 全球降水量测量计划; 地理加权回归; 降尺度; 山地

中图分类号: K903

文献标志码: A

降水是陆地水循环的关键要素, 由于受到大气环流和下垫面条件等因素的影响, 降水具有较强的时空变异性, 如何获取高时空分辨率的降雨量数据是准确模拟陆地水循环的前提。相比传统的地面站点观测, 卫星反演降水产品具有较强的空间代表性和连续性, 近三十年来得到了广泛的应用。但是目前卫星降水产品空间分辨率较低的问题限制了其在区域尺度的应用与研究。例如广泛应用的 TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission) 产品空间分辨

率仅为 0.25° (约 25 km), 而分布式水文模型对于降雨输入的精度要求为 1 ~ 10 km, 甚至更高。因此, 卫星降水产品的空间降尺度对扩展其应用具有非常重要的意义。

全局回归模型是一种广泛使用的降水空间降尺度方法, 它假设因变量和解释变量的关系具有空间平稳性, 即全局回归模型的回归系数在区域内保持不变。NDVI 是较为常用的解释变量之一。通过建立不同空间分辨率下降水和归一化植被指数

收稿日期 (Received date): 2019 - 01 - 04; 改回日期 (Accepted date): 2019 - 06 - 04

基金项目 (Foundation item): 国家重点基础研究发展计划 (973 计划) 项目 (2015CB452701); 国家自然科学基金项目 (41571019, 51779009)。
[National Key Basic Research and Development Program of China (973Program) (2015CB452701); National Natural Science Foundation of China (41571019, 51779009)]

作者简介 (Biography): 胡实 (1982 -), 女, 湖北咸宁人, 博士, 助理研究员, 主要从事生态水文研究。[HU Shi (1982 -), female, born in Xianning, Hubei province, Ph. D. assistant professor, research on ecohydrology] E-mail: hus.08b@igsnrr.ac.cn

* 通讯作者 (Corresponding author): 占车生 (1975 -), 男, 湖北黄冈人, 博士, 研究员, 主要从事流域水循环模拟研究。[ZHAN Chesheng (1975 -), male, born in Huanggang, Hubei province, Ph. D. professor, specialized in water cycle simulation of river basin] E-mail: zhancs@igsnrr.ac.cn

(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)之间的相关关系, TRMM 年降水量数据(0.25°)已成功下沿至 $1\text{ km}^{[1-2]}$ 。Duan 等^[3]利用指数回归和二次多项式回归等两种非线性回归模型构建了降水和 NDVI 之间的统计关系,并用于年降水的空间降尺度。此外,通过引入更多和降水相关的下垫面要素或气象要素,甚至包括特意构造的具有一定机理性的因子,例如粗糙度^[4]和水汽运移因子^[5]等,研究者已将全局回归模型应用在全球各区域^[4,6-9]。

事实上,降水与下垫面要素的关系往往呈现较强的空间异质性,假定变量之间的相关关系具有空间非平稳性的局部回归模型更加适用于降水的空间降尺度。Brunsdon 等^[10]提出的地理加权回归(Geographically Weighted Regression, GWR)模型是局部回归模型的典型代表,GWR 模型根据样点到中心点的距离分配样本在参数估计中所占的权重,距离越近,权重越大。Foody 等^[11]和王宇航等^[12]基于地理加权回归模型分析降水-NDVI 关系的空间非平稳性,发现地理加权回归比基于普通最小二乘法(Ordinary Least Square, OLS)的线性回归模型更能准确地描述年降水量的空间异质性。在华北地区^[13-14]、天山山区和青藏高原^[15]的研究表明,对于 TRMM 年降雨量产品,地理加权回归的降尺度效果优于多元线性回归模型。

与全球其他山地相比,我国山地自然和人文系统的强度关联,直接增加了山地科学研究的难度,此外我国山地分布地理跨度大,地形和气候空间差异显著的特点也促使山地科学研究的复杂性更加凸显。山地空间异质性的多梯度、多尺度快速变化,以及由不同因子主导的脆弱性,客观上就要求进行不同类型山地的比较研究。太行山地处东部湿润区半湿润区与西部干旱区半干旱区的分界,季节分布极不均匀,水分短缺严重影响农林系统功能;横断山地地形复杂,新构造运动活跃,水分温度垂直差异显著,地域特征明显,是我国重力侵蚀高发区;黔桂喀斯特山地土壤空间异质性高,水土关系极不协调,水多土少,水土流失严重。三个山地作为我国山地的典型代表,其降雨格局的准确获取对山区生态建设发展评估至关重要。

TRMM 产品在精度评估、数据校正、尺度下延等方面已经进行了大量的研究。作为 TRMM 的接替者,GPM 产品(Global Precipitation Measurement Mission, GPM)的空间分辨率有了较大的提升

($0.1^\circ \times 0.1^\circ$),但对于区域尺度的水文生态研究而言,GPM 卫星降水产品的空间分辨率仍显不足。本研究拟采用地理加权回归模型对 GPM 数据进行尺度下延,并针对太行山区、横断山地区和喀斯特地区对尺度下延效果进行评估,研究结果将为 GPM 数据在生态、水文等领域的应用提供参考。

1 研究区域与数据

1.1 研究区概况

本研究以太行山、横断山和喀斯特山区为研究对象(图1)。

太行山区($34^\circ 14' \sim 41^\circ 06' \text{N}$, $110^\circ 13' \sim 116^\circ 34' \text{E}$)东临华北平原,西靠吕梁山和黄土高原,是我国地貌构架中第一级阶梯和第二级阶梯的地理分界线之一。太行山区主要受夏季东南季风的控制,夏季炎热湿润,冬季寒冷干燥。多年平均降雨量约 510 mm ,多年平均蒸散发约 $470\text{ mm}^{[16]}$ 。由于东南季风带来的湿润气流被太行山阻挡,迎风坡年降水量明显大于背风坡^[17],在河北、北京山前平原容易形成暴雨灾害。

横断山区($24^\circ 10' \sim 34^\circ 35' \text{N}$, $94^\circ 20' \sim 104^\circ 40' \text{E}$)位于我国西南地区,面积约 50 万 km^2 。西北侧靠青藏高原,东北方向为四川盆地,东南方向为云贵高原,西南侧临缅甸山区,是我国基本地貌结构中第二阶梯到第三阶梯的过渡地区。横断山区主要受到东南季风、西南季风和青藏高原局地环流的交替控制,多年平均降雨量约 800 mm ,从东南到西北递减^[18],降水量最高的区域位于西南部的高黎贡山和怒江流域。

黔桂喀斯特山区($22^\circ 01' \sim 28^\circ 01' \text{N}$, $104^\circ 24' \sim 110^\circ 30' \text{E}$),位于我国西南地区,总面积约 20.2 万 km^2 。东、西、北分别紧邻湖南、云南和四川。地势自西北向东南逐渐降低,最高海拔约为 2500 m ,地貌类型由中山丘陵逐步过渡至低山盆地。气候类型属亚热带季风性气候,年平均气温高于 15°C ,年降水量大于 1200 mm ,雨季多集中在 4—10 月。

1.2 数据来源及处理

GPM(Global Precipitation Measurement Mission, 全球降水观测计划)产品作为 TRMM(Tropical Rainfall Measuring Mission)产品的继任者,目标是提供新一代空间分辨率更高的全球降水和降雪观测^[19-20],对微小雨量和降雪的探测能力更强。GPM

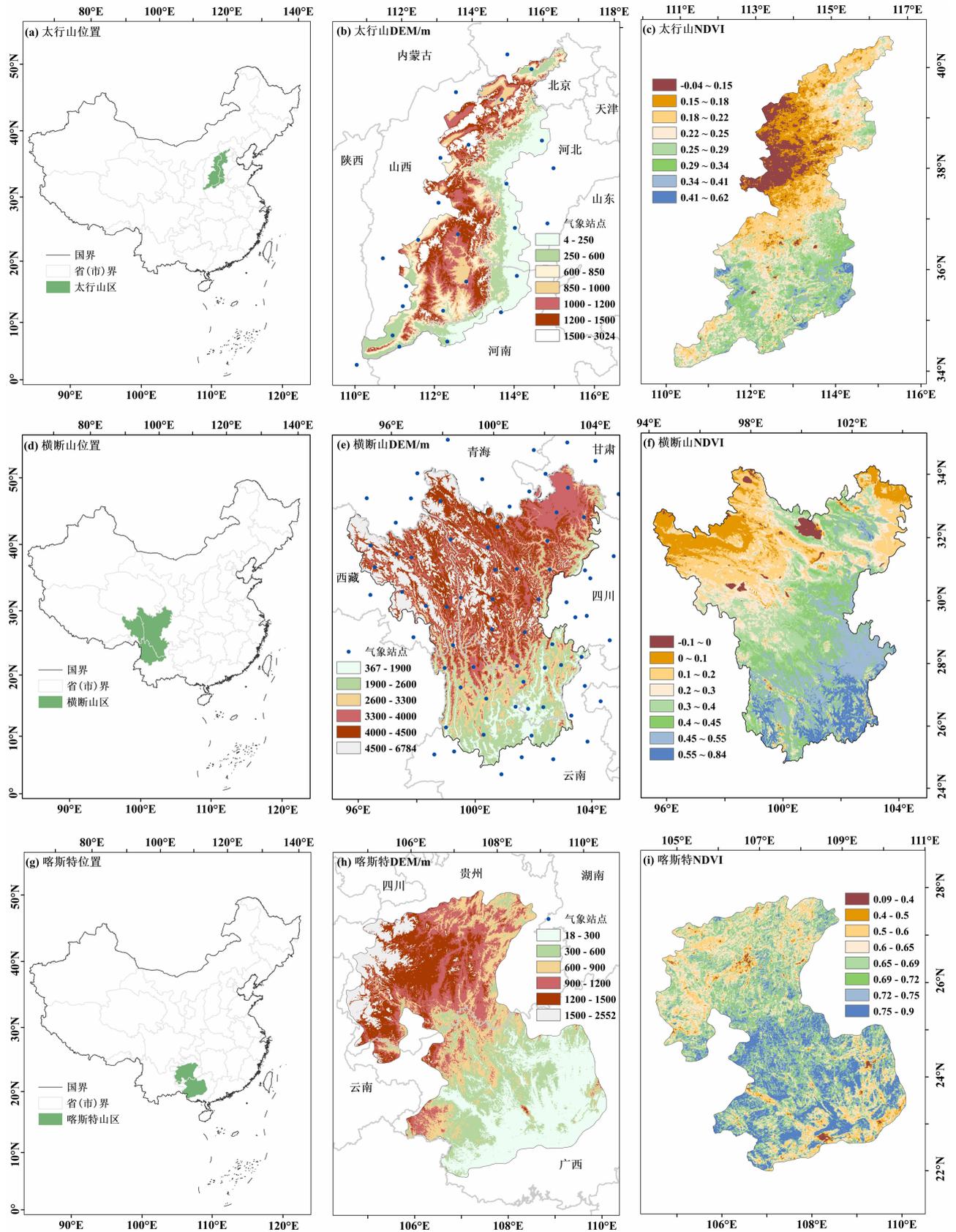


图 1 典型山地区位(a)(d)(g)、高程(b)(e)(h)及 NDVI(c)(f)(i) 空间分布

Fig.1 Geographical location (a, d, g), spatial pattern of elevation (b, e, h) and NDVI (c, f, i) in three mountainous areas

核心观测卫星由美国航空航天局(NASA)与日本宇宙航空开发研究机构(JAXA)联合发射于2014年2月,搭载了GPM微波成像仪(GMI)和双频降水雷达(DPR)。相比上一代TRMM产品,GPM产品的空间分辨率从 0.25° 提高到了 0.1° ,数据范围从 $50^\circ\text{S} \sim 50^\circ\text{N}$ 扩展到了 $60^\circ\text{S} \sim 60^\circ\text{N}$,包括半小时、三小时、每日和每月等不同时间分辨率的全球数据。本文采用2014—2016年GPM月降水产品GPM-3IMERGM(<https://pmm.nasa.gov/data-access/downloads/gpm>),该产品融合了GPM、GCOM-W1、NOAA-18、NOAA-19、DMSP F-16、DMSP F-17、DMSP F-18、Metop-A和Metop-B 9种全球降水探测卫星和部分地面气象站的降水分析数据。为表述方便,文中将GPM-3IMERGM产品简称为GPM产品。

站点观测降水数据主要用于降尺度数据的验证,包括2014—2016年太行山地区27个气象观测站,横断山地区71个气象观测站,喀斯特地区21个气象观测站的降雨日数据(图1(b)(e)(h)),来自中国气象局气象数据中心(<http://data.cma.cn/site/index.html>)。

2014—2016年标准化植被指数(NDVI)数据来自美国航空局提供的MOD13A3数据集(https://lpdaac.usgs.gov/dataset_discovery/modis/modis_products_table/mod13a3),空间分辨率为1 km,时间分辨率为月,采用双线性插值方法将其重采样至 10×10 km。DEM数据来自全球 $30 \times 30'$ 分辨率的STRM DEM数据集(<https://lta.cr.usgs.gov/GTOPO30>),分别重采样至 1×1 km和 10×10 km。

2 研究方法

2.1 降尺度算法

GPM产品的降尺度是基于算法不具备时间上相关性的假设,即在某个时间段建立的模型只适用于该时间段,不能运用于下一时间段。主要包括以下三个步骤:

(1) 数据准备。采用双线性插值方法将1 km分辨率的NDVI和DEM数据重采样至10 km分辨率,将GPM数据重采样至10 km。所有数据均为Albers等面积投影。

(2) 构建地理加权回归模型。采用10 km分辨率的NDVI、DEM和GPM数据构建地理加权回归模型^[10]:

$$P_{LR} = \beta_{NDVI}(u)NDVI_{LR} + \beta_{DEM}(u)DEM_{LR} + \beta_0(u) + \varepsilon_{LR} \quad (1)$$

地理加权回归模型的斜率和截距项的大小随地理位置 u 变化,由式(2)计算:

$$\beta(u) = (X_{LR}^T W(u) X_{LR})^{-1} X_{LR}^T W(u) P_{LR} \quad (2)$$

其中: X_{LR} 是包含常数向量的解释变量矩阵, $W(u)$ 是按高斯核函数计算的权函数对角矩阵:

$$W_i(u) = \exp(-d_i^2(u)/b^2) \quad (3)$$

其中: $d_i(u)$ 是第 i 个观测点与中心点的欧式距离, b 是核函数的带宽。本研究中,首先假定一个高斯核函数的带宽 b ,然后逐栅格计算局部回归方程所用样点的权重,并使用加权最小二乘法率定局部回归方程的系数,并代入方程得到该样点的估算值。最优带宽 b 为GWR估算降水量与GPM卫星降水RMSE最小时的带宽,本研究采用MATLAB内置的函数FINDMIN来寻找最优带宽。

(3) GPM数据的尺度下延。采用1 km分辨率的DEM与NDVI数据,基于步骤2中筛选的最优回归模型预估1 km分辨率的GPM。

2.2 降尺度效果评估

为评估GPM数据的降尺度效果,采用均方根误差RMSE,平均绝对误差MAE,确定性系数 R^2 分别对降尺度数据与原始GPM数据,降尺度数据与气象站数据进行对比。均方根误差RMSE即观测值向量与估算值向量之间的欧式距离,它适用的理论条件是误差服从独立正态分布,对异常值(Outliers)较为敏感;平均绝对误差MAE即观测值向量与估算值向量之间的曼哈顿距离,它适用的理论条件是误差服从独立拉普拉斯分布,对异常值的敏感性低于RMSE。确定性系数 R^2 即观测值向量与估算值向量夹角余弦的平方, R^2 越接近1,表示两者线性相关性越强;反之亦然。值得注意的是, R^2 不能完全表示观测值向量与估算值向量的距离大小,因为即使对其中任何一个向量做非零线性变换, R^2 的大小保持不变。综上所述,三种精度评定指标都有一定的局限性,在进行比较时三种指标得到的结果也未必完全一致,因此必须依据三种指标进行综合评定。

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2 / n} \quad (4)$$

$$MAE = \sum_{i=1}^n |P_i - O_i| / n \quad (5)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n [(P_i - \bar{P})(O_i - \bar{O})]}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2}} \quad (6)$$

其中, P 表示降尺度数据, O 表示气象站降水观测或原始 GPM 降水。 \bar{P} 表示降尺度数据的算数平均值, \bar{O} 表示气象站降水观测值或原始 GPM 降水的算数平均值。

3 结果分析

3.1 地理加权回归模型的建立

三个典型山地的地理加权回归(GWR)模型如图2所示。以年降水为例,横断山区 GWR 模型的截距项为 $-1666 \sim 4106$ mm,能解释年降水空间变异的 56%,其空间分布与 GPM 年降水的空间分布相似;降水-NDVI 斜率为 $-1674 \sim 1581$ mm/1,无显著的空间分布特征;降水-DEM 斜率为 $-657 \sim 435$ mm/km,与海拔有微弱的全局正相关性 ($R^2 = 0.097$)。与横断山地区类似,太行山 GWR 模型的截距项为 $241 \sim 1022$ mm,能解释年降水空间变异的 53%,降水-NDVI 斜率为 $-761 \sim 423$ mm/1;降水-DEM 斜率为 $-6921 \sim 568$ mm/km,由于东侧山前平原一带坡度不大,但年降水变化很大,出现了一些极值现象;喀斯特地区 GWR 模型截距项空间分布规律与 GPM 产品接近;降水-NDVI 斜率为 $-1875.1 \sim 3528.3$ mm/1,降水-DEM 斜率为 $-220.7 \sim 164.6$ mm/100 m。在月尺度上,太行山区,横断山区和喀斯特地区 GWR 模型的确定性系数 (R^2) 分别为 $0.81 \sim 0.99$, $0.82 \sim 0.98$ 与 $0.83 \sim 0.92$,说明地理加权回归模型能够有效地解释三个典型山地 GPM 产品降水的空间分布。

3.2 降尺度效果评估

3.2.1 空间格局

GPM 产品经过降尺度后能够有效地描述原始产品的空间分布(图3)。太行山降水中心在研究区南部山麓,五台山恒山一带,干旱中心在太岳山以西的太原盆地一带及小五台山一带,降尺度前后降雨中心和干旱中心吻合度较高。降尺度后太行山年降雨量 $401 \sim 862$ mm,略宽于原始 GPM 数据的降雨范围($397 \sim 777$ mm),区域残差 $-70 \sim 67$ mm ($0 \sim 9.1\%$),说明降尺度后的数据能有效反映原始数据

的空间格局。

横断山区的降水中心在高黎贡山迎风坡、怒江中下游和东南部,干旱中心在怒江流域上游、澜沧江流域上游和金沙江流域上游等远离西南和东南方向水汽来源的高山峡谷区,降尺度前后研究区干旱中心和降雨中心能有效地吻合。降尺度后区域年降雨量范围($269 \sim 1703$ mm)亦宽于原始 GPM 数据的降雨范围($394 \sim 1625$ mm)。

喀斯特山区降雨数据降尺度前后空间格局相似,降水量的分布自西北向东南逐步递增,降水量高值区(>2800 mm)位于研究区东部,降水量低值区(<850 mm)位于在北部海拔较高的地区。与太行山和横断山类似,降尺度后,区域降雨量范围($850 \sim 2889$ mm)略宽于降尺度前($960 \sim 2605$ mm)。总体而言,GPM 数据降尺度前后的空间格局非常相似,由于地理加权回归中采用的高斯核平滑技术,降尺度数据比原始数据在局部细节上更为平滑。此外,地理加权回归算法中,低分辨率网格的数值一定程度上而言是高分辨率网格数值的平均,由于坦化效应的存在,降尺度数据(高分辨率)的降雨范围在三个研究区均不同程度的高于原始数据(低分辨率)。

3.2.2 与实测数据的对比

通过与研究区内实测降雨数据的对比发现(图4)。太行山区,GPM 原始数据与实测数据的相关性为 $0.31 \sim 0.89$,5—9月的 RMSE 和 MAE 较大。降尺度后,GPM 数据与实测数据的 R^2 为 $0.33 \sim 0.89$,全年中有 8 个月的 RMSE 低于降尺度前,当以 MAE 或 R^2 为评价指标,全年中有 7 个月降尺度后效果更优,总体而言,太行山区 67% 的月份 GPM 产品降尺度后的精度略微高于原始数据,与降尺度前相比, RMSE 和 MAE 分别降低了 0.16 mm 和 0.12 mm, R^2 提高了 0.01 。相比于月尺度 GPM 数据,年尺度 GPM 数据降尺度后的精度有了较大的提升。GPM 原始数据与实测数据的 R^2 为 0.61 ,降尺度后两者的 R^2 为 0.66 ,提高了 0.05 ;与降尺度前相比,实测数据与 GPM 数据的 RMSE 和 MAE 分别降低了 0.45% (2.27 mm) 和 0.16% (0.82 mm)。

横断山区,GPM 原始数据与实测数据的相关性为 $0.29 \sim 0.86$,5—9月的 RMSE 和 MAE 较大。降尺度后,GPM 数据与实测数据的 R^2 为 $0.39 \sim 0.91$,全年中有 11 个月的 RMSE 低于降尺度前,当以 MAE

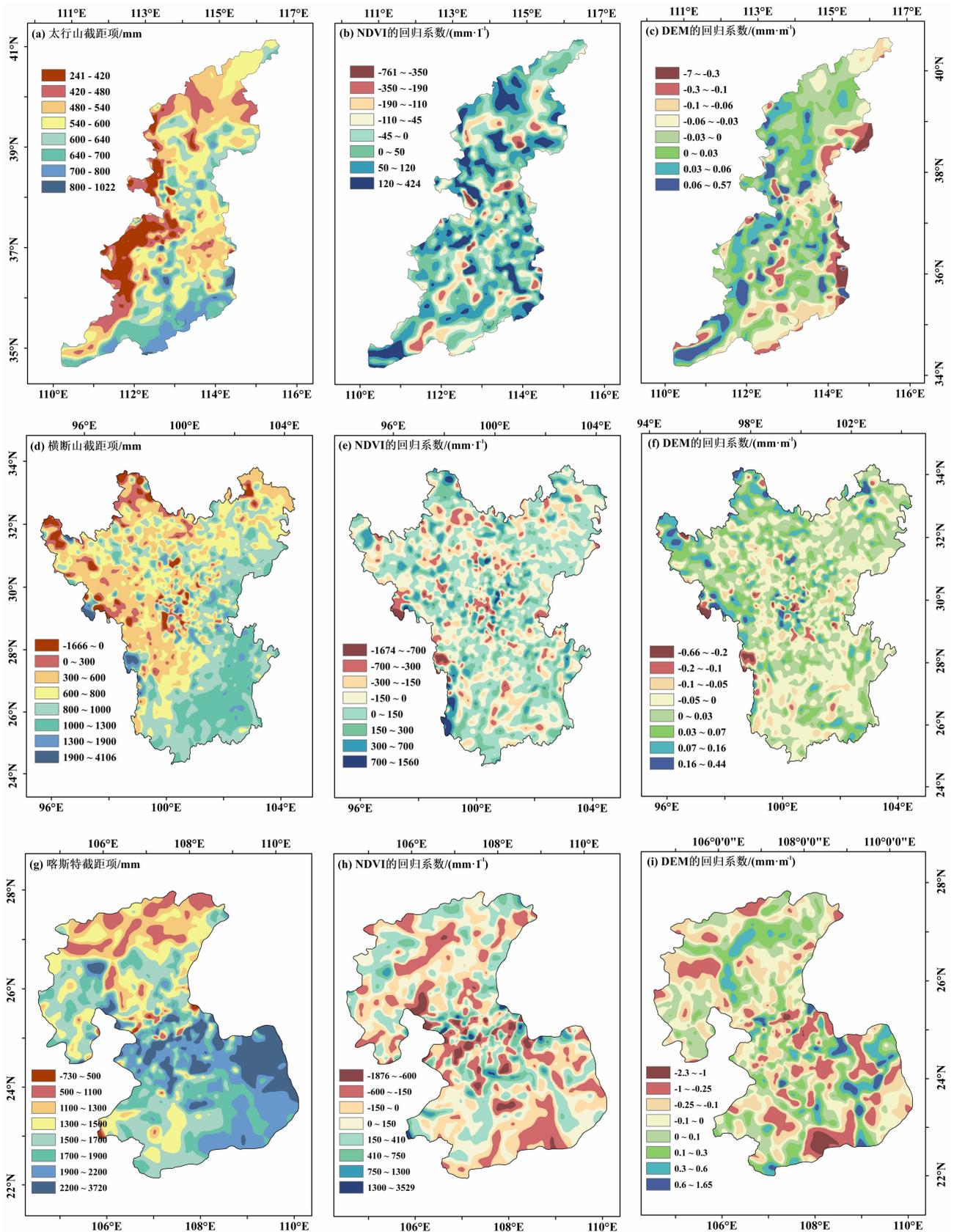


图2 地理加权回归模型回归系数的空间分布(2015)

Fig. 2 Pattern of coefficients of the GWR model for annual GPM precipitation in three mountainous areas (2015)

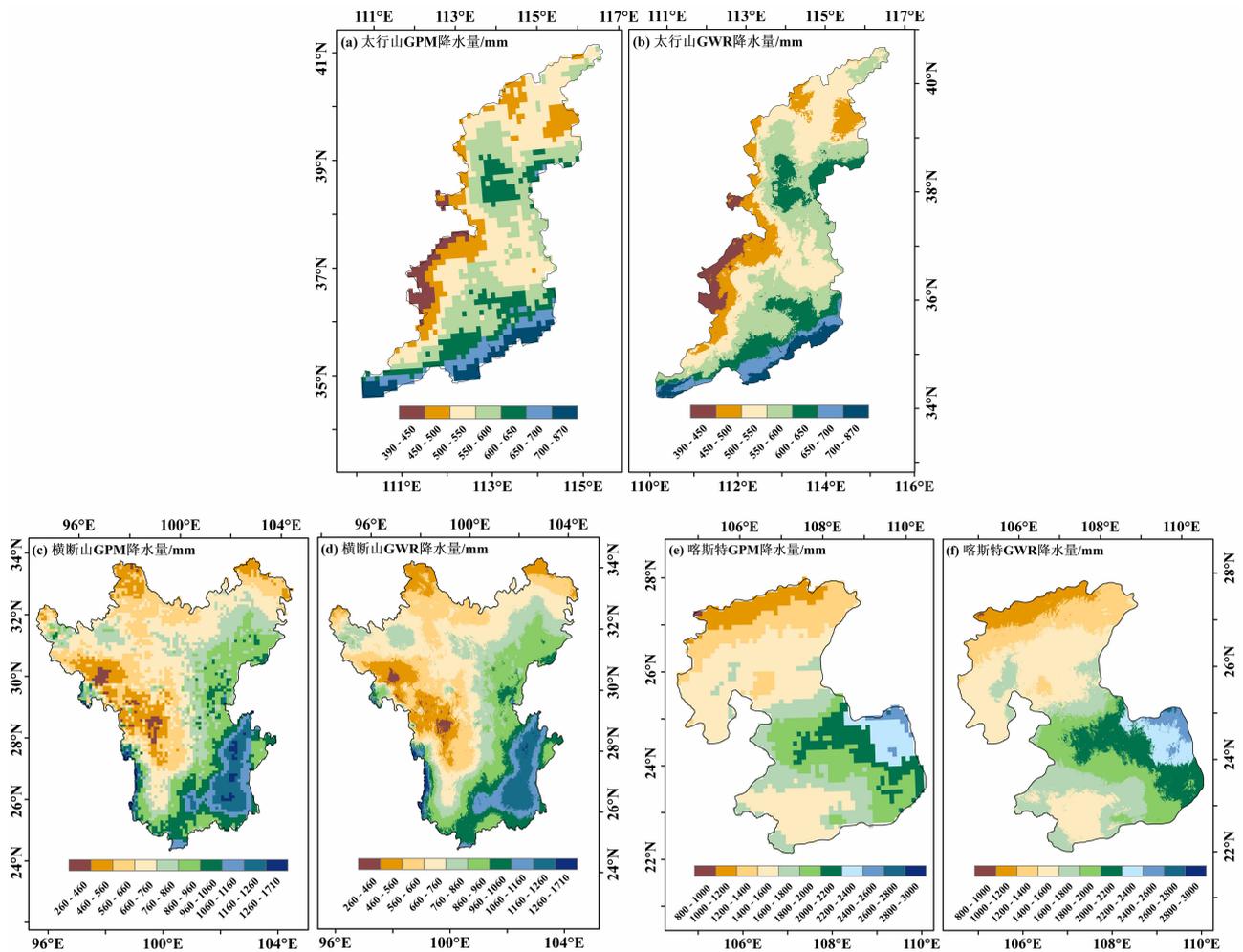


图3 GPM年降水及其降尺度效果对比(2015年)

Fig. 3 Comparison of GPM with downscaled precipitation at annual scale(2015)

或 R^2 为评价指标,全年中有 10 个月降尺度后效果更优,总体而言,横断山区 83% 的月份 GPM 产品降尺度后更加接近于站点实测降雨量,与降尺度前相比, $RMSE$ 和 MAE 分别降低了 2.24 mm 和 1.02 mm, R^2 提高了 0.06。对于年降雨而言,GPM 原始数据与实测数据的 R^2 为 0.59,降尺度后两者的 R^2 为 0.67,提高了 0.08;实测数据与 GPM 数据的 $RMSE$ 和 MAE 分别降低了 3.89% (31.13 mm) 和 1.70% (13.59 mm)。上述分析表明基于地理加权模型的降尺度方法能有效提高太行山和横断山地区 GPM 产品的精度。

喀斯特地区,GPM 原始数据与实测数据的相关性为 0.41 ~ 0.89,5—11 月的 $RMSE$ 和 MAE 较大。喀斯特地区的降尺度效果逊于太行山和横断山地区,与原始 GPM 数据相比,仅 8 月和 9 月降尺度后的精度更高,而其余月份降尺度后降雨精度稍逊于

降尺度前;对于年降雨量而言,GPM 原始数据与实测数据的 R^2 为 0.75,降尺度后两者的 R^2 为 0.69,降低了 0.06;相比于原始 GPM 数据,降尺度后,实测数据与 GPM 数据的 $RMSE$ 和 MAE 分别增加了 10.00% 和 8.00%,说明喀斯特地区 GPM 产品经过降尺度,精度略有下降。针对三个山地的研究表明,地理加权回归模型能有效地提高 GPM 数据的空间分辨率,并且略微提高了太行山和横断山的数据精度,虽然降尺度后喀斯特地区的数据精度略有降低,但数据空间分辨率的提高仍然扩展了其应用领域。

4 讨论和结论

4.1 讨论

是否对降尺度产品进行残差修正一直存在争议,绝大部分的卫星降水降尺度研究中都把残差修

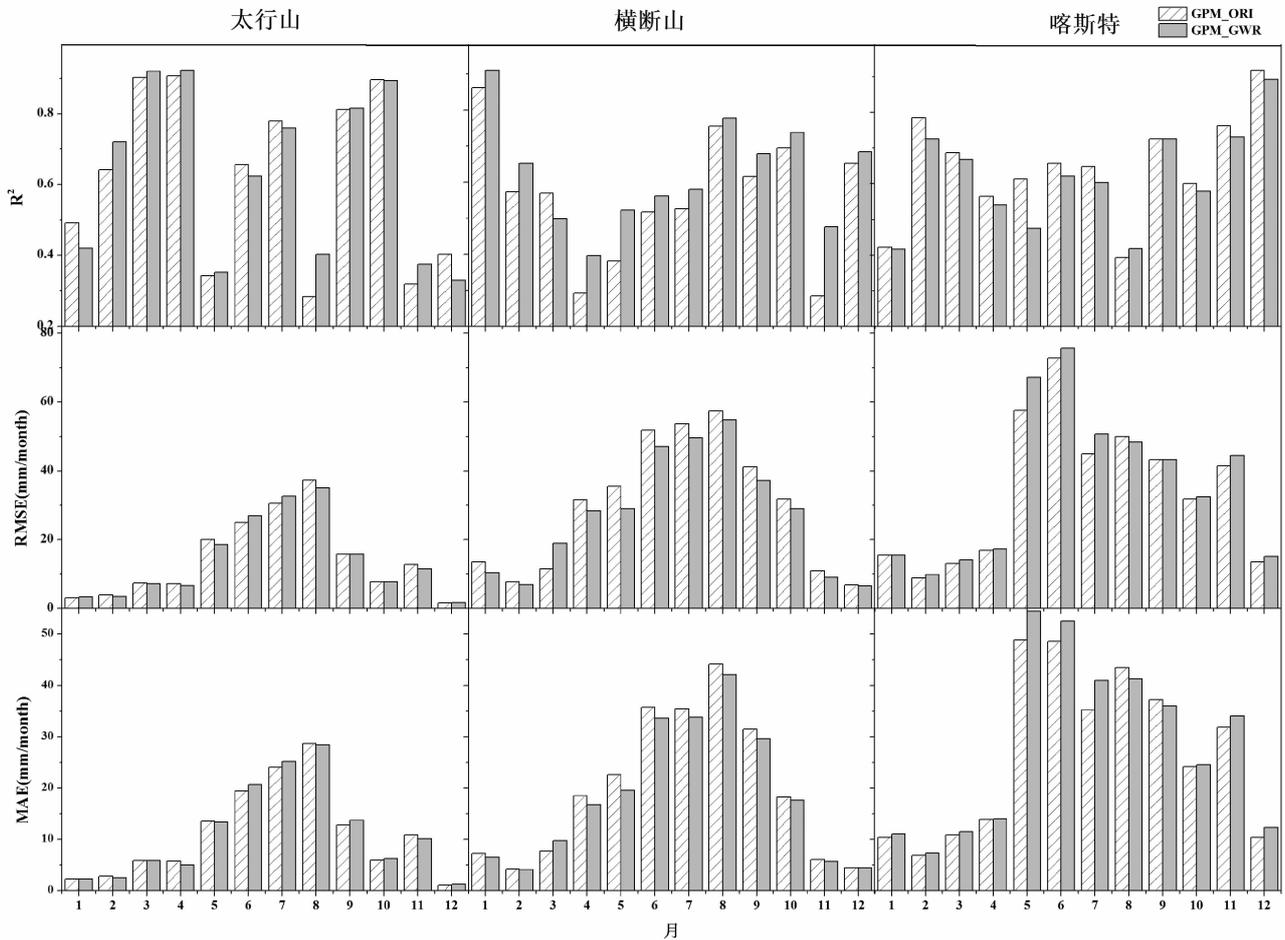


图4 GPM 月降水降尺度前后精度对比

(GPM_ORI 为 GPM 原始数据与实测数据的对比, GPM_GWR 为降尺度后的 GPM 数据与实测数据的对比)

Fig. 4 Comparisons of observed precipitation with GPM and downscaled precipitation at monthly scale

(GPM_ORI is original GPM data vs observed data, GPM_GWR is the downscaled GPM data vs observed data)

正列为一个必要的步骤,但对天山山区和青藏高原 TRMM3B43 年尺度和月尺度降水的降尺度研究发现,残差修正对于多元线性回归和指数回归等全局回归模型是必要的,但是对地理加权回归模型却无必要^[15]。太行山和横断山的研究表明,地理加权回归模型在无残差修正时,不论是年尺度还是月尺度上,都能有效地提高 GPM 数据的精度,这主要得益于地理加权回归模型通过高斯核平滑技术实现了对回归系数的空间非平稳性的充分考虑。如图 2 所示,各年月时段所率定的三种回归系数(截距项、降水-NDVI 斜率和降水-DEM 斜率)的空间变异性极强。在高斯核平滑方法中,距离越远的网格所占权重越小,与距离反比平方方法和克里金法等空间插值方法类似,都是基于地理学第一定律或者说降水的空间自相关性。因此,地理加权回归模型其实同

时考虑了非平稳的空间互相关性和空间自相关性。空间自相关性主要提供一个相对准确的背景场,而空间互相关性利用局部的相关方程和高分辨率的 NDVI 和 DEM 修正中心点降水估计值以提高精度。

相对于太行山区和横断山地区,地理加权回归模型在喀斯特地区的降尺度效果较差。喀斯特地区的 GWR 模型降水-NDVI 斜率,降水-DEM 斜率均没有显著的空间分布特征,其中降水-NDVI 斜率在 $-150 \sim 150$ 的格点占比高于 60%,降水-DEM 斜率在 $-0.1 \sim 0.1$ 的格点占比高于 50%,说明降雨和 NDVI,降雨和 DEM 的关系并不密切。喀斯特地区地貌类型从西北部贵州高原的峰丛地貌,逐渐过渡到东南部广西丘陵平原的峰林地貌,主要包括连续性灰岩、连续性白云岩、灰岩白云岩互层、灰岩碎屑岩和白云岩碎屑岩。虽然不同岩性的岩石裂隙发

育程度、土层厚度、风化壳持水性、含有的矿物种类及其所提供的养分元素含量等方面都存在显著差异,但针对喀斯特地区不同岩性植被 NDVI 与降雨关系的研究表明,各岩性基底上 NDVI 值与年降雨相关性均不显著(不相关像元比重均超过 55%)^[21],这主要是由于喀斯特地区植被存在着不同程度的石漠化,土层浅薄,且多为石缝石槽土,很大一部分降水快速补给地下水,土壤蓄水能力差,因此与降雨的关系不显著^[22]。此外喀斯特地区山体分布相对零散,地形变化不如横断山明显,地形对降水的影响较小。因此,相对于横断山地区和太行山区,喀斯特地区降雨与地形和 NDVI 的关系较弱,需要探索 NDVI 和 DEM 之外的降水解释变量。

4.2 结论

本文以太行山、横断山和喀斯特三个典型山地为研究对象,在年尺度上和月尺度上分别构建了 GPM 降水数据与 NDVI、DEM 等相关因子的地理加权回归模型,得到了 2014—2016 年太行山区、横断山区及喀斯特地区 1 km 分辨率降水数据,并利用研究区气象站点的实测降水数据对降尺度结果进行评估。地理加权回归模型能有效地提高山区 GPM 降雨数据的精度,无论是年尺度上还是月尺度上,太行山和横断山地区的 GPM 降尺度数据与站点实测数据的相关性均优于原始的 GPM 数据,降水降尺度的结果能够详细刻画太行山和横断山区降水的空间分布特征,说明利用 NDVI 和 DEM 构建的地理加权回归模型能够有效地对太行山和横断山区 GPM 降雨数据进行尺度下延。相对于太行山和横断山地区,降雨与地形和 NDVI 的关系在喀斯特地区较弱,使得地理加权回归模型在喀斯特地区的降尺度效果较差,相比于原始 GPM 数据,仅 8 月和 9 月降尺度后的精度更高,因此在喀斯特地区需要探索除 NDVI 和 DEM 之外的降水解释变量,提高 GPM 数据的降尺度效果。

参考文献 (References)

- [1] IMMERZEEL W W, RUTTEN M M, DROOGERS P. Spatial downscaling of TRMM precipitation using vegetative response on the Iberian Peninsula[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, **113**(2): 362–370.
- [2] JIA Shaofeng, ZHU Wenbin, LU Aifeng, et al. A statistical spatial downscaling algorithm of TRMM precipitation based on NDVI and DEM in the Qaidam Basin of China [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, **115**(12): 3069–3079.
- [3] DUAN Zheng, BASTIAANSEN W. First results from Version 7 TRMM 3B43 precipitation product in combination with a new downscaling-calibration procedure [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, **131**:1–13.
- [4] FANG Jian, DU Juan, XU Wei, et al. Spatial downscaling of TRMM precipitation data based on the orographical effect and meteorological conditions in a mountainous area[J]. *Advances in Water Resources*, 2013, **61**:42–50.
- [5] 蔡明勇,吕洋,杨胜天,等. 雅鲁藏布江流域 TRMM 降水数据降尺度研究[J]. *北京师范大学学报(自然科学版)*, 2017, **53**(1): 111–119. [CAI Mingyong, LYU Yang, YANG Shengtian, et al. TRMM precipitation downscaling in the data scarce Yarlungzangbo River basin [J]. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science)*, 2017, **53**(1): 111–119]
- [6] 马金辉,屈创,张海筱,等. 2001—2010 年石羊河流域上游 TRMM 降水资料的降尺度研究[J]. *地理科学进展*, 2013, **32**(9): 1423–1432. [MA Jinhui, QU Chuang, ZHANG Haixiao, et al. Spatial downscaling of TRMM precipitation data based on DEM in the upstream of Shiyang River Basin during 2001–2010 [J]. *Progress in Geography*, 2013, **32**(9): 1423–1432]
- [7] 李净,张晓. TRMM 降水数据的空间降尺度方法研究[J]. *地理科学*, 2015, **35**(9): 1164–1169. [LI Jing, ZHANG Xiao. Downscaling method of TRMM satellite precipitation data [J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2015, **35**(9): 1164–1169]
- [8] ALEXAKIS D D, TSANIS I K. Comparison of multiple linear regression and artificial neural network models for downscaling TRMM precipitation products using MODIS data[J]. *Environmental Earth Sciences*, 2016, **75**(14): 1–13.
- [9] 樊东,薛华柱,董国涛,等. 基于二次多项式回归模型的黑河流域 TRMM 数据降尺度研究[J]. *水土保持研究*, 2017, **24**(2): 146–151. [FAN Dong, XUE Huazhu, DONG Guotao, et al. Downscaling study on TRMM 3B43 data of the Heihe river basin based on quadratic polynomial regression model [J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2017, **24**(2): 146–151]
- [10] BRUNSDON C, FOTHERINGHAM S, CHARLTON M. Geographically weighted regression-modelling spatial non-stationarity [J]. *Journal of the Royal Statistical Society*, 1998, **47**: 431–443.
- [11] FOODY G M. Geographical weighting as a further refinement to regression modelling: An example focused on the NDVI-rainfall relationship [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, **88**(3): 283–293.
- [12] 王宇航,赵鸣飞,康慕谊,等. 黄土高原地区 NDVI 与气候因子空间尺度依存性及非平稳性研究[J]. *地理研究*, 2016, **35**(3): 493–503. [WANG Yuhang, ZHAO Mingfei, KANG Muyi, et al. Spatial scale-dependent and non-stationarity relationships between NDVI and climatic factors in the Loess Plateau [J]. *Geographical Research*, 2016, **35**(3): 493–503]

- [13] CHEN Fengrui, LIU Yu, LIU Qiang, et al. Spatial downscaling of TRMM 3B43 precipitation considering spatial heterogeneity [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, **35**(9): 3074 – 3093.
- [14] CHEN Cheng, ZHAO Shuhe, DUAN Zheng, et al. An improved spatial downscaling procedure for TRMM 3B43 precipitation product using geographically weighted regression [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, **8**(9, SI): 4592 – 4604.
- [15] XU Shiguang, WU Chaoyang, WANG Li, 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.
- [16] 王飞宇, 占车生, 胡实, 等. 典型山地蒸散发时空变化模拟研究 [J]. *资源科学*, 2017, **39**(2): 276 – 287. [WANG Feiyu, ZHAN Chesheng, HU Shi, et al. Simulation of spatio-temporal changes in evapotranspiration in typical mountains [J]. *Resources Science*, 2017, **39**(2): 276 – 287]
- [17] 韩建, 占车生, 王飞宇, 等. 太行山区降水空间扩展方法与垂直地带性分析 [J]. *山地学报*, 2017, **35**(6): 761 – 768. [HAN Jian, ZHAN Chesheng, WANG Feiyu, et al. Comparison of the methods of precipitation spatial expansion and analysis of vertical zonality in the Taihang mountains [J]. *Mountain Research*, 2017, **35**(6): 761 – 768]
- [18] 张涛, 李宝林, 何元庆, 等. 基于 TRMM 订正数据的横断山区降水时空分布特征 [J]. *自然资源学报*, 2015, **30**(2): 260 – 270. [ZHANG Tao, LI Baolin, HE Yuanqing, et al. Spatial and temporal distribution of precipitation based on corrected TRMM data in Hengduan mountains [J]. *Journal of Natural Resources*, 2015, **30**(2): 260 – 270]
- [19] HOU A Y, KAKAR R K, NEECK S, et al. The global precipitation measurement mission [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2014, **95**(5): 701 – 722.
- [20] 唐国强, 万玮, 曾子悦, 等. 全球降水测量 (GPM) 计划及其最新进展综述 [J]. *遥感技术与应用*, 2015, **30**(4): 607 – 615. [TANG Guoqiang, WAN Wei, ZENG Ziyue, et al. An overview of the Global Precipitation Measurement (GPM) Mission and its latest development [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2015, **30**(4): 607 – 615]
- [21] 马士彬, 安裕伦, 杨广斌. 基于 GIS 的喀斯特区域不同岩性基底植被 NDVI 变化分析 [J]. *水土保持研究*, 2017, **24**(2): 202 – 206. [MA Shibin, AN Yulun, YANG Guangbin. Analysis of vegetable NDVI variation on various lithology in Karst area based on GIS [J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2017, **24**(2): 202 – 206]
- [22] 肖建勇, 王世杰, 白晓永, 等. 喀斯特关键带植被时空变化及其驱动因素 [J]. *生态学报*, 2018, **38**(24): 8799 – 8812. [XIAO Jianyong, WANG Shijie, BAI Xiaoyong, et al. Determinants and spatial-temporal evolution of vegetation coverage in the Karst critical zone of South China [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2018, **38**(24): 8799 – 8812]

Spatial Downscaling of Remotely Sensed Precipitation Using Geographically Weighted Regression Algorithms in Typical Mountainous Areas, China

HU Shi¹, HAN Jian², ZHAN Chesheng^{1*}, LIU Liangmeizi^{1,3}

(1. *Key Laboratory of Water Cycle and Related Land Surface Processes, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China*; 2. *Powerchina Northwest Engineering Corporation Limited, Xian 710065, China*; 3. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

Abstract: Precipitation is a key factor in terrestrial water cycle. The acquisition of high-resolution precipitation data is a prerequisite for simulating terrestrial water cycle with high precision. Although satellite-based precipitation has high spatial representativeness and continuousness, the relatively low spatial resolution in the product limits its applications in terrestrial hydrological simulations. Based on the assumption that there exists a strong correlation between precipitation, altitude and vegetation index, a Geographically Weighted Regression (GWR) model for the precipitation, elevation and vegetation index was developed, and the monthly and annual Global Precipitation

Measurement Mission (GPM) data with 1-km resolution in three typical mountainous areas (i. e. Taihang mountainous area, Hengduan mountainous area and Kasite mountainous area) from 2014 to 2016 were obtained. The results showed that the GWR model could effectively enhanced the spatial resolution of the GPM data. The resolution of the GPM data slightly increased in Taihang mountainous area and Hengduan mountainous area after downscaling. At annual scale, after downscaling, the coefficient of determination (R^2) between observed data and GPM increased by 0.06 and 0.08, the root-mean-square error (RMSE) decreased by 0.45% and 3.89%, and the mean absolute error (MAE) decreased by 0.16% and 1.70% in Taihang mountainous area and Hengduan mountainous area, respectively. At monthly scale, the downscaled precipitation was closer to the observed precipitation in more than 67% of the months in Taihang mountainous area and 83% of the months in Hengduan mountainous area. However, the resolution of the GPM data slightly degraded in Kasite mountainous area; at annual scale, the R^2 decreased by 0.06, and the RMSE/MAE increased by 10.00%/8.00% after downscaling; at monthly scale, the downscaled precipitation showed higher precision than original GPM data only for August and September. The poor performance of the downscaling algorithm in Kasite mountainous area was mainly due to a weak correlation between precipitation, vegetation index and altitude.

Key words: global precipitation measurement mission; geographically weighted regression; downscaling algorithm; mountainous area