

DOI:10.13869/j.cnki.rswc.2025.03.040; CSTR:32311.14.rswc.2025.03.040.

杨荣康, 张静, 高驭洋, 等. 基于 InSAR 优化的 DEM 空间分辨率对坡度、坡长因子的影响[J]. 水土保持研究, 2025, 32(3): 188-195, 205.

Yang Rongkang, Zhang Jing, Gao Yuyang, et al. Effect of DEM spatial resolution on slope and slope length factors based on InSAR optimization[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2025, 32(3): 188-195, 205.

基于 InSAR 优化的 DEM 空间分辨率对坡度、坡长因子的影响

杨荣康, 张静, 高驭洋, 梁明月, 王晨洋, 王小平, 刘梦云
(西北农林科技大学, 陕西 杨陵 712100)

摘要: [目的] 优化数字高程模型 (DEM) 数据精度, 探究不同尺度效应下的 DEM 数据对地形因子 (LS) 计算及修正土壤流失方程 (RUSLE 模型) 的影响, 为黄土高原的生态治理提供理论依据。[方法] 选取黄土高原地区的皇甫川流域作为研究区, 利用合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 获取的皇甫川流域 2018—2022 年逐年 15 m 空间分辨率 DEM 数据, 以 15 m 正方形栅格作为 DEM 基准, 设置梯度下降的栅格尺寸探究 LS 因子的不同尺度效应。[结果] (1) 随着 DEM 的空间分辨率从 15 m 下降至 90 m, 坡度因子 (S 因子) 的效应量增加, 坡长因子 (L 因子) 的效应量则减小; (2) LS 因子的归一化结果表明: RUSLE 模型的整体平均绝对误差在 DEM 空间分辨率为 50 m 时达到计算阈值, 此分辨率下 LS 两因子效应量接近, 所计算的地形因子参与的土壤侵蚀模数评估具有优势; (3) 皇甫川流域土壤侵蚀模数在水系周围出现高值, 且南部土壤侵蚀模数高于北部。[结论] DEM 数据的精度在一定范围内会出现阈值, 在阈值处计算 LS 因子可显著提高其精度, 将高精度的 LS 因子代入 RUSLE 模型中, 能够进一步提升土壤侵蚀模数的计算精度, 这对黄土高原的生态治理具有重要的支撑意义。

关键词: 数字高程模型; 尺度效应; LS 因子; RUSLE; 土壤侵蚀

中图分类号: P237; S157.1

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2025)03-0188-08

Effect of DEM spatial resolution on slope and slope length factors based on InSAR optimization

Yang Rongkang, Zhang Jing, Gao Yuyang, Liang Mingyue,
Wang Chenfeng, Wang Xiaoping, Liu Mengyun
(Northwest A&F University, Yangling, Shanxi 712100, China)

Abstract: [Objective] The study aims to optimize the accuracy of Digital Elevation Model (DEM) data and explore the effects of DEM data at different scales on topographic factor (LS) calculations and the Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE model), thereby providing a theoretical basis for ecological management on the Loess Plateau. [Methods] The Huangfuchuan Basin, located in the Loess Plateau, was designated as the study area. Synthetic Aperture Radar (SAR) data was used to obtain DEM data with a 15-meter spatial resolution for the basin from 2018 to 2022. A 15-meter square grid was established as the DEM reference, and decreasing resolution grids were evaluated to examine the scale effects on the LS factors. [Results] (1) As the DEM spatial resolution decreased from 15 m to 90 m, the effect of the slope factor (S factor) increased, while the effect of the slope length factor (L factor) decreased. (2) The normalized results of the LS factor showed that the overall average absolute error of the RUSLE model reached the accuracy threshold when the DEM spatial resolution was

收稿日期: 2024-09-05

修回日期: 2024-09-18

接受日期: 2024-10-14

资助项目: 国家重点研发计划 (2022YFE0115300); 一般项目—青年项目 (2024JC-YBQN-0263)

第一作者: 杨荣康 (1998—), 男, 陕西汉中, 硕士研究生, 主要从事遥感空间信息技术及土壤侵蚀研究。E-mail: 2532279928@qq.com

通信作者: 刘梦云 (1973—), 女, 陕西渭南人, 博士, 教授, 主要从事遥感空间信息技术、土壤侵蚀、生态系统服务功能评价等方面的研究。
E-mail: lmy471993@163.com

<http://stbcyj.paperonce.org>

50 m. At this resolution, the effects of both *LS* factors were nearly equal, and the calculated topographic factors provided more accurate estimates of soil erosion modulus. (3) The soil erosion modulus in the Huangfuchuan Basin showed higher values around the water system, with the southern region exhibiting greater soil erosion modulus compared to the northern region. [Conclusion] Within a specific range, the accuracy of DEM data reaches a threshold. Calculating *LS* factors at this threshold significantly enhances their precision. Incorporating high-precision *LS* factors into the RUSLE model further improves the accuracy of soil erosion modulus calculations, which is crucial for the ecological management of the Loess Plateau.

Keywords: digital elevation model; scale effect; *LS* factor; RUSLE; soil erosion

地形因子是土壤侵蚀评估的基本要素^[1],在修正通用土壤流失方程(Revised Universal Soil Loss Equation, RUSLE)中将地形因子分为坡长因子(*L*)和坡度因子(*S*),分别定义*L*因子和*S*因子为其他条件相同情况下,坡长或坡度下土壤流失量与标准小区土壤流失量的比值^[2]。利用数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM)数据结合地理信息系统提取地形因子的方法广泛应用于土壤侵蚀评价中^[3],但由于尺度效应的影响,基于不同空间采样精度的DEM可能显著影响*LS*因子对地形的描述精度^[4]。此外,由于侵蚀活动持续改变地形,在长时序侵蚀研究中需要动态考虑地形特征。

已有大量研究应用RUSLE模型评估了侵蚀区的土壤侵蚀模数,但较少考虑地形的动态性变化及DEM数据分辨率对地形因子的影响。逐年土壤侵蚀模数的评估通常采用空间分辨率在100 m以内的DEM数据,且默认DEM是不发生变化的。一些学者在研究长时序土壤侵蚀时采用固定30 m分辨率DEM数据^[5-7],一些研究采用固定90 m分辨率DEM数据^[8]。估算土壤侵蚀模数采用固定的DEM数据计算地形因子,会使地形在土壤侵蚀评估中表现不足。有研究表明,不同分辨率DEM会影响对*L*、*S*因子的估计^[4,9-10]。在不同分辨率DEM参与下地形的平均坡度随DEM分辨率的增加而降低,由DEM数据估算的平均坡长也会随着DEM分辨率的增加而增加^[11]。Wang等研究了不同分辨率下的DEM数据对地形因子的影响,较低分辨率的DEM数据会导致*LS*值被低估,而较高分辨率的DEM数据会导致*LS*值被高估^[12]。顾治家等研究不同分辨率DEM对土壤侵蚀强度计算结果的影响时发现,使用高分辨率DEM会呈现出高估*L*因子或者低估*S*因子的情况^[13]。YIN等对不同分辨率的DEM数据提取*L*、*S*因子值时差距较大,并且当分辨率等于或高于30 m时,对土壤侵蚀模数的评价会越差^[14]。

皇甫川流域位于黄土高原丘陵沟壑区,是黄河中游粗砂输入和洪水来源的代表性流域,土壤侵蚀严重。国内部分学者对该区域进行土壤侵蚀评估,例如田鹏等利

用RUSLE模型针对土壤侵蚀进行产沙模拟^[15];马斗斗发现在皇甫川流域RUSLE模型相对PESERA模型对地形的响应更优^[16]。但在本研究区内还未有研究使用逐年的DEM数据并结合不同分辨率的DEM数据进行土壤侵蚀研究,并且目前的研究大多数都是采用常见的DEM数据,对分辨率要求较低。但是地形因子作为土壤侵蚀模数评估中的重要因子,分辨率对地形因子的计算具有重要作用^[4]。高精度的DEM数据难以获取,利用合成孔径雷达干涉测量(Interferometric Synthetic Aperture Radar, InSAR)数据全天候、高精度地获取全球区域内的数字高程图,并优化至较高精度。以此实现高精度DEM数据参与地形因子的计算及土壤侵蚀模数的评估。以往的研究都是探讨不同分辨率DEM数据对地形因子的影响,并未探究估算*L*、*S*因子的合适分辨率,并且大多数针对固定的DEM数据评估土壤侵蚀。本研究采用RUSLE模型利用2018—2022年不同分辨率DEM数据对*L*、*S*因子提取的影响,并对皇甫川流域的土壤侵蚀模数进行逐年模拟,探究在该研究区域内DEM数据估算*L*、*S*因子的最适分辨率。

1 数据和方法

1.1 研究区域

皇甫川流域位于黄土高原的黄土丘陵沟壑区,是黄河中游上段的重要粗砂产沙流域(图1)。发源于内蒙古自治区达拉特旗南部敖包梁和准格尔旗西北部的点畔沟一带,在陕西省府谷县巴兔坪汇入黄河。流域总面积约为3 246 km²,干流河道长137 km。流域属于典型的大陆性干旱半干旱气候,光照充足但降雨稀少,降水量介于350~450 mm,从西北到东南逐渐减少。流域内地质构造较为复杂、沟壑纵横,海拔782~1 447 m,地势西北高、东南低。主要植被类型包括柠条、杏树和马尾松,植被覆盖度从东南向西北逐渐减少。成土母质为黄土和厚岩砂岩、砂质页岩及泥岩的互层岩,其中红色和青色砭砂岩分布最广,因其抗蚀性差,遇水迅速崩解,极易在风水作用下被侵蚀^[17]。多年平均输沙量高达5 063万t,平

均含沙量 329 kg/m³,以粗沙为主。水土流失面积占流域总面积的 94.5% 以上,多年平均径流量 1.54 亿 m³,多年平均输沙量 5 050 万 t。

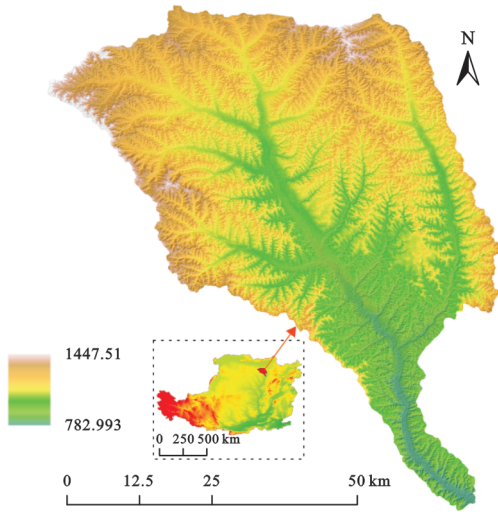


图 1 研究区概况图

Fig. 1 Overview of the study area

1.2 数据及处理

1.2.1 数字高程模型的优化 数字高程模型(DEM)

Wu 等认为采用不同的重采样方法对土壤侵蚀评估没有显著影响^[19]。本研究基于优化的 DEM 通过最邻近法得到皇甫川流域 2022 年空间分辨率分别为 30 m, 45 m, 60 m, 75 m, 90 m 的 DEM 数据。通

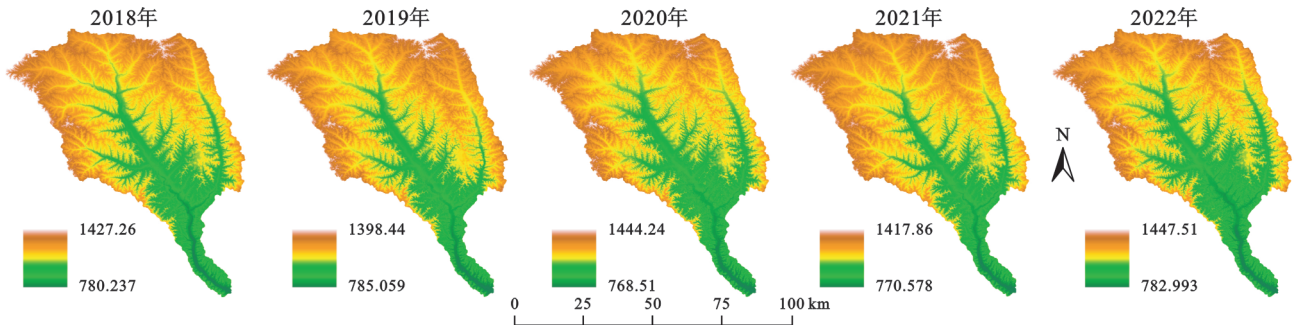


图 2 2018—2022 年 DEM 数据图

Fig. 2 DEM data from 2018 to 2022

1.2.2 数据处理 本研究利用 GIS PRO 软件对降雨、DEM、土地利用、NDVI 等数据进行处理分析,并计算各因子及土壤侵蚀模数;利用 Origin 绘图软件制图。

1.3 土壤侵蚀模数的计算

本研究应用修正通用土壤流失方程(RUSLE)计算评估研究区土壤侵蚀模数^[20],该模型广泛应用于黄土高原地区的土壤侵蚀评估。该模型的定义如式(1)所示。

$$A = R \times K \times C \times P \times LS \quad (1)$$

是本研究的主要数据。以 ASTER GDEM(V3)为参考,应用哨兵一号(Sentinel-1)卫星提供的合成孔径雷达干涉测量(Interferometric Synthetic Aperture Radar, InSAR)数据,利用合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)对同一地区一年内两次成像,得到两幅影像;再根据皇甫川流域的地域范围裁剪后进行双轨差分干涉处理,生成干涉图;加入已有的参考数字高程模型(DEM),模拟出研究区的地形相位信息,去平后继续进行降噪、解缠等处理。便可通过 InSAR 技术获取皇甫川流域 2018—2022 年逐年 15 m 分辨率的 DEM 数据。参考 DEM 数据从美国航空航天局地球数据网站(www.earthdata.nasa.gov)获得,雷达数据从阿拉斯加卫星设施数据搜索支点网站(https://search.asf.alaska.edu)获得。为提高干涉测量精度,雷达数据选取时遵循以下原则^[18]:(1)空间基线介于 150~300 m;(2)时间基线尽可能短;(3)大气水分含量和植被覆盖尽可能少。最终选取影像如表 1 所示。干涉及 DEM 优化过程在 ENVI 5.6 软件中遵循 SARscape 插件的标准方法实现。

通过对皇甫川流域 DEM 数据的逐年分析,发现皇甫川流域地形存在轻微形变(见图 2)。便将每年的 DEM 数据加入 RUSLE 模型中,参与到土壤侵蚀模数的评估中去。

式中:A 为年均土壤侵蚀模数[t/(hm²·a)];R 为降雨侵蚀力因子[MJ·mm/(hm²·h·a)],通过 2018—2022 年皇甫川及流域附近 30 km 范围内 60 个乡镇逐年降水数据插值获得;K 为土壤可蚀性因子[t·hm²·h/(hm²·MJ·mm)],基于世界土壤数据库(HWSD)的中国土壤数据集(v2.0)计算获得;LS 为地形因子(其中 L 为坡长因子、S 为坡度因子)(无量纲),采用 InSAR 技术优化后的 DEM 数据利用栅格计算器计算获得;C 为植被覆盖因子(无量纲),基于 GEE 平台

获取哨兵2的2018—2022年皇甫川流域10 m年平均NDVI影像计算获得; P 为水土保持措施因子(无量纲),基于武汉大学中国2018—2022逐年30 m土地利用数据(CLCD)进行赋值获得。各因子的具体计算方法如下:

(1) 降雨侵蚀力因子(R)。降雨侵蚀力因子的计算已有大量学者提出不同的计算方法,本研究是以皇甫川及周边乡镇年降雨数据为基础进行计算,因此采用章文波等提出的计算方法^[21],计算公式为:

$$R = \alpha_1 P^{\beta_1} \quad (2)$$

式中: P 为年平均降雨量(mm); R 为多年平均降雨侵蚀力[MJ·mm/(hm²·h·a)]; α_1 、 β_1 为模型参数。

(2) 土壤可蚀性因子(K)。不同地区的土壤结构和理化性质存在一定的差异,土壤可蚀性因子可以根据土壤颗粒组成之间的关系反映不同土壤类型所造成土壤侵蚀的差异,采用张柯利等修正的中国土壤可蚀性因子计算方法^[22],计算公式为:

$$K = (-0.01383 + 0.51575 K_{\text{EPIC}}) \times 0.1317 \quad (3)$$

$$K_{\text{EPIC}} = \{0.2 + 0.3 \exp[-0.0256 \text{SAN}(1 - \text{SIL}/100)]\} \times \left(\frac{\text{SIL}}{\text{CLA} + \text{SIL}} \right)^{0.3} \times \left[1 - \frac{0.25C}{C + \exp(3.72 - 2.95C)} \right] \times \left[1 - \frac{0.7 \text{SAN}}{100} \right] \times \left[\frac{\text{SAN}}{100} + \exp[22.9(1 - \text{SAN}) - 5.51] \right] \quad (4)$$

式中: K_{EPIC} 为修正前的土壤可蚀性因子[t·hm²·h/(MJ·mm·hm²)];SAN为砂粒含量(%);SIL为粉砂含量(%);CLA为黏粒含量(%);C为有机碳含量(%)。

(3) 地形因子(LS)。地形因子的计算利用遥感处理的逐年高分辨率数字高程DEM数据进行计算,反映坡长、坡度等地形因子对土壤侵蚀的影响,为无量纲。应用ArcGIS Pro 3.0软件的坡度、填洼、流向、流量等模块分别计算6种空间分辨率DEM的 L 、 S 值。考虑皇甫川流域地形复杂,通过计算填洼和流向计算坡长因子(L),采用刘宝元等在CSLE模型中的坡度因子计算得到坡度因子(S)^[23],计算公式为:

$$L = \left(\frac{\lambda}{22.13} \right)^m \quad (5)$$

$$m = \begin{cases} 0.2 & \theta < 1^\circ \\ 0.3 & 1^\circ \leq \theta < 3^\circ \\ 0.4 & 3^\circ \leq \theta < 5^\circ \\ 0.5 & 5^\circ \leq \theta \end{cases} \quad (6)$$

$$S = \begin{cases} 0.8 \sin \theta + 0.03 & \theta < 5^\circ \\ 16.8 \sin \theta - 0.5 & 5^\circ \leq \theta < 10^\circ \\ 21.97 \sin \theta - 0.96 & 10^\circ \leq \theta \end{cases} \quad (7)$$

式中: θ 为坡度(°); λ 为坡面的水平投影长度(m); m 为坡长指数。

(4) 植被覆盖因子(C)。植被覆盖因子反映植被覆盖度对土壤侵蚀的影响,是在同等条件下,有植被覆盖地表的土壤侵蚀量与裸露地表的土壤侵蚀量之比,取值范围0~1,为无量纲。植被覆盖度对土壤侵蚀有抑制作用, C 值越大,对土壤侵蚀的抑制作用越弱,反之,越强。本研究以归一化植被指数为基础进行计算,采用蔡崇法等提出的方法进行 C 值的计算^[24],计算公式为:

$$\text{FVC} = \frac{\text{NDVI} - \text{NDVI}_{\min}}{\text{NDVI}_{\max} - \text{NDVI}_{\min}} \quad (8)$$

$$C = \begin{cases} 1 & \text{FVC} = 0 \\ 0.6508 - 0.3436 \lg \text{FVC} & 0 < \text{FVC} < 78.3\% \\ 0 & \text{FVC} \geq 78.3\% \end{cases} \quad (9)$$

式中: C 为植被覆盖度;NDVI为归一化植被指数;FVC为植被覆盖度。

(5) 水土保持措施因子(P)。水土保持措施因子是代表有水土保持措施状态下的地表土壤侵蚀量与未采取水土保持措施地表土壤侵蚀量之比,为无量纲。与植被覆盖因子(C)相同,是土壤侵蚀的抑制因子,取值范围为0~1,值越大,代表水土保持措施越少。通常通过对土地利用类型进行赋值,将耕地、草地和林地的 p 值分别赋为0.31,0.16,0.05;建设用地、水域、裸地和未分类地一般未采取水土保持措施,因此赋值为1^[25]。

1.4 统计分析

对重采样后的每个DEM数据(30,45,60,75,90 m)计算平均绝对误差(MAE),即使用15 m分辨率的地形属性值减去重采样后各分辨率的地形属性值,再计算相减后结果的绝对值的平均值。并结合Cohen's d 的效应量大小对MAE估计进行检验^[26]。对效应量大小进行估计可以分析重采样后不同分辨率DEM数据对计算 L 、 S 因子的影响差异。效应大小的估计有助于确定效应的实践和理论重要性以及因素的相对贡献^[27]。通过效应量分析,并利用归一化的方法获取DEM对坡长因子及坡度因子影响的最佳阈值。

$$d = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{s} \quad (10)$$

式中: d 为Cohen's d 的效应量; \bar{x}_1 、 \bar{x}_2 为两个样本的均值; s 为差值的标准差。

2 结果与分析

2.1 DEM分辨率对坡度、坡长因子的影响

DEM数据的分辨率不同,能展现的地物信息也

不同,分辨率越高可以展示更详细的沟谷变化,对于地形的提取也相对较为准确。不同分辨率的DEM数据对于坡长、坡度的提取具有影响,高分辨率的DEM数据地形信息损失较少,但是有研究表明较高的DEM分辨率不一定能获得更为精确的坡向、坡度估计值,DEM数据的分辨率越低,坡向、坡度的精度会越高^[28]。本研究对不同DEM分辨率的L,S因子进行MAE估计,并结合Cohen's d的效应量大小进行检验,以评估不同分辨率对L,S因子的影响(图3)。

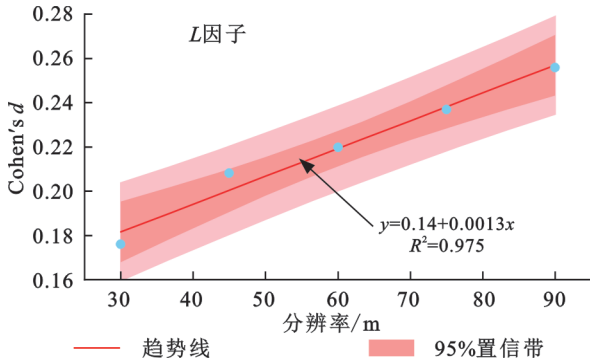


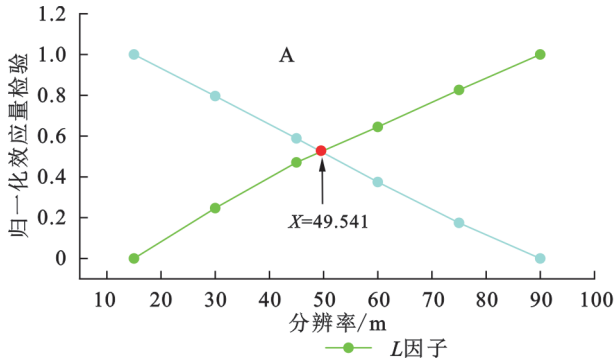
图3 不同分辨率下L因子、S因子的Cohen's d效应量检验

Fig. 3 Cohen's d effect size test for L factor and S factor at different resolutions

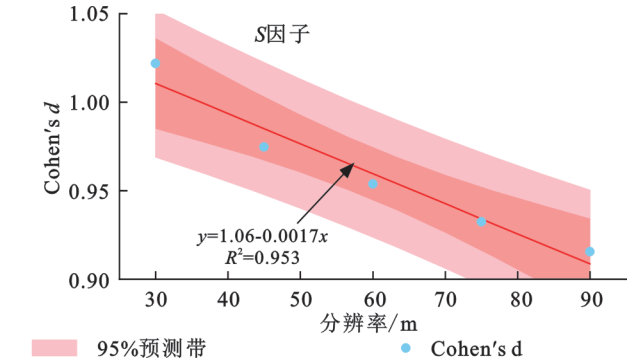
2.2 确定计算坡长、坡度因子的最优DEM分辨率

本研究以优化的15 m分辨率DEM为基准,分别计算不同分辨率下平均土壤侵蚀模数的平均绝对误差(MAE)。结果表明,随空间分辨率下降,土壤侵蚀模数的MAE呈现先下降后上升的趋势,当DEM的空间分辨率为45 m时MAE取最小值,说明此时RUSLE模型获得了较准确的预测结果(表2)。

基于L,S因子随空间分辨率变化存在的权衡关系及对土壤侵蚀模数的影响,本研究进一步将L,S因子归一化处理以揭示能正确反映黄土高原丘陵沟壑地区的最优DEM空间分辨率。结果表明,当DEM空间分辨率为49.54 m时,L,S因子变化趋势线相交(图4A),说明此分辨率下L,S因子对土壤侵



果表明,L因子的效应量随着输入DEM分辨率降低而升高,其趋势线呈上升趋势,斜率为0.001,表明在低分辨率下估算得到的L因子是更合适的;S因子的效应量随着输入DEM分辨率降低而降低,其趋势线呈下降趋势,斜率为0.002,表明在高分辨率下估算得到的S因子是更合适的。L,S因子的效应量与DEM分辨率下降呈现相反趋势,说明两个因子互为权衡关系,为获得准确的土壤侵蚀模数评估结果,需要确定两者的关系阈值以平衡它们对土壤侵蚀评估的影响。



蚀模数的权衡关系达到平衡状态,两者效用对土壤侵蚀评估发挥至最佳水平。相关性检验后的L,S因子趋势分析结果表明,L,S因子变化趋势线在DEM空间分辨率为51.72 m时相交(图4B)。结合L,S因子的趋势分析结果及效应量分析检验结果,本研究认为DEM空间分辨率取整为50 m以便于计算与运用,此时L,S因子对最终土壤侵蚀模数的评估结果产生最大效用。

表2 不同分辨率下平均土壤侵蚀模数平均绝对误差(MAE)
Table 2 Mean Absolute Error (MAE) of average soil erosion modulus at different resolutions

分辨率	30	45	60	75	90
MAE	0.03667	0.03606	0.03861	0.03885	0.039221

图4 不同分辨率DEM对坡长因子及坡度因子的归一化效应量检验、不同分辨率DEM下的坡长因子及坡度因子归一化值

Fig. 4 Normalized effect size test for slope length and slope factors at different DEM resolutions and their normalized values

2.3 皇甫川流域土壤侵蚀模数时空变化特征

结合以上研究,对2022年皇甫川流域的土壤侵蚀模数分析,对重采样后不同分辨率的DEM数据

(并添加50 m,51 m的DEM数据)计算地形因子,并结合其他因子计算土壤侵蚀模数,发现平均土壤侵蚀模数随DEM数据的变化而变化,在阈值(50 m)附

近平均土壤侵蚀模数达到最高值(图 5),并利用已有的 2018—2022 年 DEM 数据进行逐年分析。

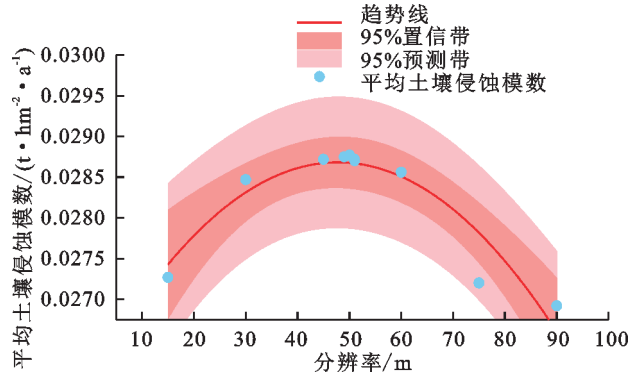


图 5 不同分辨率下的平均土壤侵蚀模数

Fig. 5 Average soil erosion modulus at different resolutions

本研究中 RUSLE 模型所需的各因子中,土壤可蚀性因子为固定因子,其他的因子都采用逐年数据进行分析(表 3)。就空间分布状态来看,各因子在 2018—2022 年大范围内变化不明显。选取皇甫川行政区划范围外 30 km 以内的 60 个乡镇,利用 GIS PRO 平台的经验贝叶斯克里金法对乡镇逐年降水数据插值并计算,得到皇甫川流域 2018—2022 年降雨侵蚀力因子。可以发现皇甫川流域北部降雨量明显少于南部,且近年来降雨量逐渐减少。2018 年、2020 年平均降雨量相对较多,分别为 350.625 7 MJ·mm/(hm²·h·a),340.422 7 MJ·mm/(hm²·h·a)。2019 年、2021 年平均降雨量相对较少,分别为 254.731 7 MJ·mm/(hm²·h·a),273.824 3 MJ·mm/(hm²·h·a),在 2022 年皇甫川的降雨量急剧减少,平均降雨量为 152.783 8 MJ·mm/(hm²·h·a),比其他年份最少下降了 40.16%;基于 GEE 哨兵 2 影像获取皇甫川流域 2018—2022 年的 10 m 分辨率年均 NDVI 影像,计算植被覆盖因子。由结果可知,皇甫川流域西部植被覆盖高于东部,植被覆盖因子值介于 0~1 之间,2021 年植被覆盖因子平均值稍高于其他年份,其植被覆盖因子平均值为 0.769 9。2018 年、2019 年、2020 年、2022 年的植被覆盖因子均值差异不大,平均值在 0.73 附近波动;使用 2018—2022 年的逐年 DEM 数据进行地形因子的分析,在地形起伏较大的地区,LS 因子值较高;2019 年的地形因子平均值最低,2018 年有最大值;水土保持措施因子值介于 0.05~1 之间,其平均值变化幅度不大,相对稳定;土壤可蚀性因子无时空变化,均采用中国土壤数据库的土壤数据进行插值。土壤可蚀性因子最大值为 0.054 9 t·hm²·h/(MJ·mm·hm²),最小值为 0.010 1 t·hm²·h/(MJ·mm·hm²),平均值为 0.323 t·hm²·h/(MJ·mm·hm²)。

通过将高分辨率的 DEM 数据进行重采样到低分辨率,获取不同分辨率的 DEM 数据参与到土壤侵蚀模数评估中去。高分辨率下的 DEM 数据可以更

为精细地展示坡度、坡长等地形条件,使得在计算地形因子(LS 因子)时会更加精确地捕捉到地形的变化进而进行计算。通过土壤侵蚀模数计算发现,不同分辨率下的平均土壤侵蚀模数随分辨率的降低呈现先升高再降低的趋势。不同分辨率下的土壤侵蚀模数最大值也发生变化,在最高分辨率 15 m 的状态下,有最高的最大土壤侵蚀模数。并且由于分辨率的降低,可以发现分辨率越高土壤侵蚀的分布会更加精细。对 2018—2021 年的土壤侵蚀选取 50 m DEM 分辨率进行逐年分析,在逐年高精度数据的支持下,可以更加准确地获取土壤侵蚀状态(图 6)。研究发现土壤侵蚀模数的最大值随 DEM 数据的增加而降低。2018 年 50 m 分辨率下的土壤侵蚀模数为 1 190 t/(hm²·a);2019 年 50 m 分辨率下的土壤侵蚀模数为 420 t/(hm²·a);2020 年 50 m 分辨率下的土壤侵蚀模数为 750 t/(hm²·a);2021 年 50 m 分辨率下的土壤侵蚀模数为 700 t/(hm²·a);2022 年 50 m 分辨率下的土壤侵蚀模数为 290 t/(hm²·a)。

表 3 2018-2022 年土壤侵蚀各因子值

Table 3 Soil erosion factor values from 2018 to 2022

因子	统计量	2018	2019	2020	2021	2022
C	最大值	1	1	1	1	1
	最小值	0	0	0	0	0
	均值	0.7393	0.7394	0.7362	0.7699	0.7381
P	最大值	1	1	1	1	1
	最小值	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05
	均值	0.1972	0.2096	0.1998	0.2024	0.2018
R	最大值	500.2365	383.0359	493.7202	397.9276	221.8485
	最小值	288.3906	197.8512	270.8512	217.5825	125.8260
	均值	350.6257	254.7317	340.4227	273.8243	152.7838
LS	最大值	144.6033	79.6920	102.7410	99.3072	88.3328
	最小值	0	0	0	0	0
	均值	0.0374	0.0311	0.0371	0.0329	0.0315

3 讨论

DEM 数据在采样过程中会产生误差,遥感获取的 DEM 数据与真实值存在差异,人们对地形真实值的认知和肯定程度不同,便会产生误差,DEM 数据的误差是无法避免的。当前能够获取的大范围高分辨率 DEM 数据多为 90 m 和 30 m 而 DEM 数据用于各项研究的精细分辨率大多集中于 30 m。用 InSAR 数据获取到的皇甫川流域 2018—2022 年逐年 DEM 数据具有一定的误差,InSAR 技术在处理过程中对参考 DEM 数据进行修正,并能有效去除部分不良影响,但是数据相干性会对结果产生影响,因此生成的 DEM 数据依旧会存在误差。DEM 数据在土壤侵蚀

计算中,参与到地形因子的计算,利用 GIS 平台提取 DEM 数据中的坡度、流量等要素计算得出 L 因子和 S 因子以及 LS 因子。DEM 数据分辨率发生变化后,地形因子也会随之改变,且地形因子是由坡度因子和坡长因子共同决定的。随着输入 DEM 分辨率变低,坡长因子会随分辨率降低而增加,坡度因子随之减小,这与其他学者的研究相同^[1,12,19,29]。 L, S 因子

是直接影响地形因子的两大因素,二者对地形因子的影响相同,在最高分辨率与最低分辨率下的 L, S 因子变化率相近,均在 40% 左右。结合 L, S 因子随分辨率降低的不同变化趋势进行分析在一定尺度范围内同时适用两者的最优分辨率。因此探究 DEM 数据在不同分辨率下 L, S 因子的变化,确定两个因子的最佳状态,对于土壤侵蚀评估有重要意义。

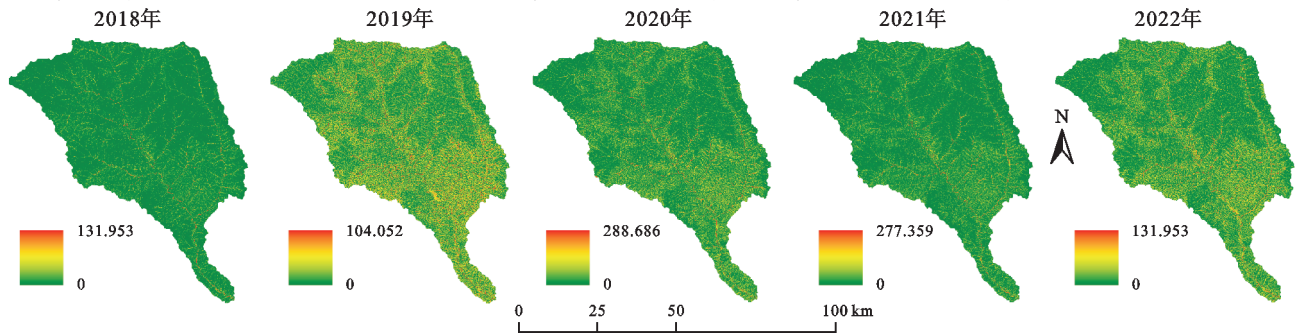


图 6 2018—2022 年 50 m 分辨率土壤侵蚀模数空间分布

Fig. 6 Spatial distribution of soil erosion modulus at 50 m resolution from 2018 to 2022

本研究利用 RUSLE 模型并结合 InSAR 技术获取皇甫川流域 2018—2022 年逐年 15 m 分辨率的 DEM 数据对皇甫川流域进行土壤侵蚀评价。皇甫川流域具有典型的黄土丘陵沟壑地貌,地形变化起伏较大,因此较高分辨率的 DEM 数据可以精细捕捉并描述地形起伏。但是需要综合考虑 DEM 数据在采集过程中的误差对后续研究产生的影响,并不是 DEM 数据的分辨率越高越好,需要结合实际情况进行选择。本研究发现在皇甫川流域 DEM 数据空间分辨率在 15~90 m 时 50 m 分辨率的 DEM 数据能够使 L, S 因子的计算发挥最大效能,因此在评估中等流域范围内土壤侵蚀模数使用较高分辨率 DEM 数据时考虑使用 50 m 分辨率的数据,可以使 DEM 数据在评估土壤侵蚀模数时发挥较大效能。即在一定分辨率范围内 DEM 分辨率为 50 m 时计算坡度坡长因子是较符合地形变化对地形因子影响的。因此在后续关于皇甫川流域的土壤侵蚀评价中选取 50 m 分辨率的 DEM 数据可以较好地探究地形对土壤侵蚀的影响。

在土壤侵蚀评价中需利用地理信息平台进行数据处理,本研究基于皇甫川流域 2018—2022 年 15 m 分辨率 DEM 数据开展评估,其他因子也要使用相同分辨率数据。逐年变化的 DEM 数据对于土壤侵蚀模数的评价可以进行更为细致的研究,尽管一年内总体的地形变化并不显著,但是在淤地坝等特殊地形下地形是有一定的沉积和侵蚀变化的^[30],因此选用逐年 DEM 数据可以更为细致地分析当年该区域的土壤侵蚀状况。土地利用数据目前可获取最可靠的数据为武汉大学 30 m 分辨率数据,虽然还有哨兵 10 m 分辨率数据,但在研究区内,该数据表现较为

粗糙。其他数据精度都调整至相同分辨率。在高精度数据支持下,对土壤侵蚀的评估可以提供更多探索的可能。

4 结论

地形因子在土壤侵蚀评估中具有重要作用,而 DEM 数据作为地形因子的基础,探究不同分辨率的 DEM 数据对地形因子的影响,将 15 m 分辨率的 DEM 数据通过重采样的方法获取间隔 15~90 m 分辨率,参与地形因子估算,并评估 2018—2022 年皇甫川流域的土壤侵蚀模数。根据本研究结果,可以得出以下结论:

(1) 利用不同分辨率的 DEM 数据计算地形因子时,随着 DEM 数据的分辨率降低, L 因子增加, S 因子降低;DEM 数据的分辨率升高, L 因子降低, S 因子升高。

(2) 地形因子是由 L, S 相乘获得,二者随 DEM 分辨率变化呈相反的变化趋势。研究发现,在 90 m 分辨率以内 DEM 分辨率为 50 m 时存在阈值, L, S 因子处于最佳状态,即使用 50 m 分辨率的 DEM 数据估算出的 L, S 因子是较优的。结果显示利用 50 m 分辨率的数据计算得到的土壤侵蚀模数也相对更有优势。

(3) 各因子在 2018—2022 年逐年变化,在最佳 DEM 分辨率下土壤侵蚀模数逐年变化总体呈下降趋势。在皇甫川流域土壤侵蚀模数高值主要出现在河流及水系周边,其他区域土壤侵蚀程度较低,南部土壤侵蚀模数高于北部。

参考文献(References):

- [1] Lu S J, Liu B Y, Hu Y X, et al. Soil erosion topographic factor (LS): Accuracy calculated from different

- data sources[J]. *Catena*, 2020,187:104334.
- [2] Wischmeier W H, Smith D D.. Predicting rainfall erosion losses: a guide to conservation planning [M]. [Washington D C: U.S. Dept. of Agriculture, Science and Education Administration, 1978
- [3] 孙雯杰,杨昕. 水土流失分析的地形因子尺度效应:以安徽大别山区为例[J]. *中国水土保持*, 2023(7):50-55.
Sun W J, Yang X. Scale effect of topographic factors in soil and water loss analysis: a case study of Dabie Mountain Area in Anhui Province[J]. *Soil and Water Conservation in China*, 2023(7):50-55.
- [4] 李蒙蒙,赵媛媛,高广磊,等. DEM分辨率对地形因子提取精度的影响[J]. *中国水土保持科学*, 2016,14(5):15-22.
Li M M, Zhao Y Y, Gao G L, et al. Effects of DEM resolution on the accuracy of topographic factor derived from DEM[J]. *Science of Soil and Water Conservation*, 2016,14(5):15-22.
- [5] Zhang Y, Zhang P Y, Liu Z Y, et al. Dynamic analysis of soil erosion in the affected area of the lower Yellow River based on RUSLE model [J]. *Heliyon*, 2023, 10(1):e23819.
- [6] Li H C, Guan Q Y, Sun Y F, et al. Spatiotemporal analysis of the quantitative attribution of soil water erosion in the upper reaches of the Yellow River Basin based on the RUSLE-TLSD model[J]. *Catena*, 2022,212:106081.
- [7] 王丽园,赵体侠,朱文博,等. 基于RUSLE模型的秦岭—大巴山地土壤侵蚀时空特征分析[J]. *水土保持学报*, 2024,38(1):113-121.
Wang L Y, Zhao T X, Zhu W B et al. The spatiotemporal characteristics of soil erosion in the qinling-daba mountains based on RUSLE Model [J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2018,38(1):113-121.
- [8] Zhang X J, Wang D N, Ma K X, et al. Spatiotemporal evolution of soil water erosion in Ningxia grassland based on the RUSLE-TLSD model [J]. *Environmental Research*, 2023,236(Pt 1):116744.
- [9] Lin S P, Jing C W, Coles N A, et al. Evaluating DEM source and resolution uncertainties in the Soil and Water Assessment Tool[J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2013,27(1):209-221.
- [10] Mukherjee S, Mukherjee S, Garg R D, et al. Evaluation of topographic index in relation to terrain roughness and DEM grid spacing[J]. *Journal of Earth System Science*, 2013,122(3):869-886.
- [11] Wang F, Wang C. Research for the influences of dem resolution on topographical factors: a case study of Mengyin county[J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2009, 16(4): 225-229.
- [12] Wang C M, Shan L X, Liu X, et al. Impacts of horizontal resolution and downscaling on the USLE LS factor for different terrains [J]. *International Soil and Water Conservation Research*, 2020,8:363-372.
- [13] 顾治家,李骛. DEM精度对土壤侵蚀评价的影响[J]. *信阳师范学院学报:自然科学版*, 2020,33(3):398-404.
Gu Z J, Li A. Effects of DEM accuracy on soil erosion assessment [J]. *Journal of Xinyang Normal University: Natural Science Edition*, 2020,33(3):398-404.
- [14] Yin S Q, Zhu Z Y, Wang L, et al. Regional soil erosion assessment based on a sample survey and geostatistics [J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2018, 22(3):1695-1712.
- [15] 田鹏,赵广举,穆兴民,等. 基于改进RUSLE模型的皇甫川流域土壤侵蚀产沙模拟研究[J]. *资源科学*, 2015, 37(4):832-840.
Tian P, Zhao G J, Mu X M, et al. A modified RUSLE model to estimate sediment yield in the Huangfuchuan watershed[J]. *Resources Science*, 2015,37(4):832-840.
- [16] 马斗斗. 基于RUSLE和PESERA的皇甫川流域LUCC的土壤侵蚀效应模拟[D]. 西安:西安科技大学, 2019.
Ma D D. Modelling LUCC effects on soil erosion rates of a Chinese Loess Plateau catchment based on RUSLE and PESERA [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2019.
- [17] 唐政洪,蔡强国,李忠武,等. 内蒙古砒砂岩地区风蚀、水蚀及重力侵蚀交互作用研究[J]. *水土保持学报*, 2001,15(2):25-29.
Tang Z H, Cai Q G, Li Z W, et al. Study on interaction among wind erosion, hydraulic erosion and gravity erosion in sediment-rock region of Inner Mongolia[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2001,15(2): 25-29.
- [18] Ferretti A, Monti-guarnieri A, Prati C, et al. InSAR principles: Guidelines for SAR interferometry processing and interpretation[J]. *ESA Publications*, 2007:1-48.
- [19] Wu S, Li J, Huang G. An evaluation of grid size uncertainty in empirical soil loss modeling with digital elevation models [J]. *Environmental Modeling & Assessment*, 2005,10(1):33-42.
- [20] Renard K G. Predicting soil erosion by water: a guide to conservation planning with the revised universal soil loss equation (RUSLE)[M]. Washington D C: U.S. Dept. of Agriculture, Agricultural Research Service, 1997
- [21] 章文波,付金生. 不同类型雨量资料估算降雨侵蚀力[J]. *资源科学*, 2003,25(1):35-41.
Zhang W B, Fu J S. Rainfall erosivity estimation under different rainfall amount [J]. *Resources Science*, 2003, 25(1):35-41.
- [22] 张科利,彭文英,杨红丽. 中国土壤可蚀性值及其估算[J]. *土壤学报*, 2007,44(1):7-13.
Zhang K L, Peng W Y, Yang H L. Soil erodibility and its estimation for agricultural soil in China [J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2007,44(1):7-13.

- 变化及其与降水和高程的关系[J].资源科学,2014,36(3):603-611.
- Lv Y, Dong G T, Yang S T, et al. Spatio-temporal variation in NDVI in the Yarlung Zangbo River Basin and its relationship with precipitation and elevation[J]. Resources Science, 2014,36(3):603-611.
- [22] Hurst H E. The problem of long-term storage in reservoirs[J]. International Association of Scientific Hydrology Bulletin, 1956,1(3):13-27.
- [23] 彭璐璐,李楠,郑智远,等.中国居民消费碳排放影响因素的时空异质性[J].中国环境科学,2021,41(1):463-472.
- Peng L L, Li N, Zheng Z Y, et al. Spatial-temporal heterogeneity of carbon emissions and influencing factors on household consumption of China[J]. China Environmental Science, 2021,41(1):463-472.
- [24] Peng X Q, Wang W. Stoichiometry of soil extracellular enzyme activity along a climatic transect in temperate grasslands of northern China[J]. Soil Biology and Biochemistry, 2016,98:74-84.
- [25] Björklund J, Rydval M, Schurman J S, et al. Disentangling the multi-faceted growth patterns of primary *Picea abies* forests in the Carpathian arc[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2019,271:214-224.
- [26] 连曦,程瑶,袁吉栋,等.河北省植被NDVI时空演变特征及影响因素[J].人民珠江,2024,45(3):99-108.
- Lian X, Cheng Y, Yuan J D, et al. Spatial-temporal evolution characteristics and influencing factors of vegetation NDVI in Hebei Province[J]. Pearl River, 2024, 45(3):99-108.
- [27] 皇彦,宋海清,胡琦,等.2000—2020年内蒙古NDVI时空动态及其对水热条件的响应[J].水土保持研究,2024,31(4):197-204,213.
- Huang Y, Song H Q, Hu Q, et al. Spatial-temporal dynamics of NDVI and its response to hydrothermal conditions in Inner Mongolia from 2000 to 2020 [J]. Research of Soil and Water Conservation, 2024,31(4):197-204,213.
- [28] 曹晓云,周秉荣,周华坤,等.气候变化对青藏高原植被生态系统的影响研究进展[J].干旱气象,2022,40(6):1068-1080.
- Cao X Y, Zhou B R, Zhou H K, et al. Research progress on the impact of climate change on vegetation ecosystem in the Tibetan Plateau [J]. Journal of Arid Meteorology, 2022,40(6):1068-1080.
- [29] 李楠,韩金锋,阳维宗,等.2000—2019年若尔盖高原植被生长季NDVI时空变化特征研究[J].西南林业大学学报:自然科学,2021,41(1):133-139.
- Li N, Han J F, Yang W Z, et al. Spatio-temporal variation of NDVI in the vegetation growing season of the zoige plateau from 2000 to 2019 [J]. Journal of Southwest Forestry University: Natural Sciences, 2021, 41(1):133-139.

(上接第195页)

- [23] 刘宝元,张科利,焦菊英.土壤可蚀性及其在侵蚀预报中的应用[J].自然资源学报,1999,14(4):345.
- Liu B Y, Zhang K L, Jiao J Y. Soil erodibility and its use in soil erosion prediction mode[J]. Journal of Natural Resources, 1999,14(4):345.
- [24] 蔡崇法,丁树文,史志华,等.应用USLE模型与地理信息系统IDRISI预测小流域土壤侵蚀量的研究[J].水土保持学报,2000,14(2):19-24.
- Cai C F, Ding S W, Shi Z H, et al. Study of Applying USLE and Geographical Information System IDRISI to Predict Soil Erosion in Small Watershed [J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2000,14(2):19-24.
- [25] 陈浩.黄土高原退耕还林前后流域土壤侵蚀时空变化及驱动因素研究[D].陕西杨凌:西北农林科技大学,2019.
- Chen H. Spatial and temporal changes of soil erosion and its driving factors before and after the “Grain for Green” project in the Loess Plateau [D]. Yangling, Shaanxi: Northwest A & F University, 2019.
- [26] Cohen J. Statistical power analysis for the behavioral sciences[M]. New York: Routledge, 2013.
- [27] Salekin S, Lad P, Morgenroth J, et al. Uncertainty in primary and secondary topographic attributes caused by digital elevation model spatial resolution [J]. Catena, 2023,231:107320.
- [28] 刘学军,龚健雅,周启鸣,等.DEM结构特征对坡度坡向的影响分析[J].地理与地理信息科学,2004,20(6):1-5.
- Liu X J, Gong J G, Zhou Q M, et al. Research on error of derived slope and aspect related to DEM data properties[J]. Geography and Geo-Information Science, 2004, 20(6): 1-5.
- [29] Fu S H, Cao L X, Liu B Y, et al. Effects of DEM grid size on predicting soil loss from small watersheds in China[J]. Environmental Earth Sciences, 2015,73(5):2141-2151.
- [30] Lu P D, Zhang B, Wang C F, et al. Erosion gully networks extraction based on InSAR refined digital elevation model and relative elevation algorithm: a case study in huangfuchuan basin, northern Loess Plateau, China [J]. Remote Sensing, 2024,16(5):921.