

DOI: 10.5846/stxb201806111302

方天纵,秦朋遥,王黎明,李晓松.高时空分辨率植被覆盖获取方法及其在土壤侵蚀监测中的应用.生态学报,2019,39(15): - .

Fang T Z, Qin P Y, Wang L M, Li X S. High temporal- and spatial-resolution green vegetation coverage generation and its application in soil erosion monitoring. Acta Ecologica Sinica, 2019, 39(15): - .

高时空分辨率植被覆盖获取方法及其在土壤侵蚀监测中的应用

方天纵¹, 秦朋遥^{2,4}, 王黎明³, 李晓松^{4,*}

1 天津市水务局, 天津 300074

2 中国林业科学研究院资源信息研究所, 北京 100091

3 天津市蓟州区水务局, 天津 301900

4 中国科学院遥感与数字地球研究所数字地球重点实验室, 北京 100094

摘要: 土壤侵蚀是全球性生态问题, 准确监测区域土壤侵蚀状况是评估区域生态质量和生态保护成效的基础。准确获取高时空分辨率植被覆盖信息并与降水动态匹配是土壤侵蚀准确监测的关键。然而, 受卫星传感器限制, 大区域高时间分辨率与高空间分辨率遥感数据无法同时获取, 高空间分辨率植被动态遥感监测面临巨大挑战。为解决这一问题, 本研究提出了一套多源遥感数据融合的高时空分辨率绿色植被覆盖度(半月尺度, 空间分辨率 2 m)获取方法, 并与半月尺度的降水因子匹配应用于 CSLE 开展了天津市蓟州区的土壤侵蚀监测。研究结果表明: 1) 降雨和植被覆盖度因子在一年之内变异较大, 半月降雨量的平均值为 43.32 mm, 变异系数可达 150%, 绿色植被半月植被覆盖度的平均值为 54.74%, 变异系数为 18%。考虑土地覆盖类型的高时空分辨率绿色植被覆盖度融合方法, 可以获取合理的高空间分辨率绿色植被覆盖度动态, 为高空间分辨率土壤侵蚀监测提供了一个有效手段; 2) 土壤侵蚀发生范围与强度与降水及植被因子在年内的动态匹配高度相关, 土壤侵蚀发生范围最大为十月上半月, 发生面积为 137.55 km², 土壤侵蚀发生强度最为严重为 7 月下半月, 25 t/hm² 以上土壤侵蚀发生面积为 12.70 km²; 3) 高时空分辨率植被与降水因子耦合下的土壤侵蚀监测结果与地面一致性较好(判定系数可达 0.88), 明显好于仅用一期高空间分辨率植被因子的土壤侵蚀监测结果(判定系数仅为 0.097), 采用高时空分辨率植被与降水因子耦合的土壤侵蚀监测方法可以大幅度提高土壤侵蚀监测的准确性, 本研究为其他区域准确开展土壤侵蚀监测提供了一套有效的方法。

关键词: 高空间分辨率; 土壤侵蚀; 绿色植被覆盖度; CSLE

High temporal- and spatial-resolution green vegetation coverage generation and its application in soil erosion monitoring

FANG Tianzong¹, QIN Pengyao^{2,4}, WANG Liming³, LI Xiaosong^{4,*}

1 Tianjin Water Authority, Tianjin 300074, China

2 Institute of Forest Resources Information Technique, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China

3 Jizhou Water Authority, Tianjin, Tianjin 301900, China

4 Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China

Abstract: Soil erosion is a global ecological problem. Its accurate monitoring is necessary for safeguarding regional ecological safety and assessing ecological protection effectiveness. Accurately obtaining high temporal-resolution vegetation coverage information and matching it with precipitation dynamics plays a critical role in accurate soil erosion monitoring. However, limited by satellite sensors, large-area remote sensing data with both high temporal-resolution and high spatial-

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFC0500806); 国家自然科学基金(41571421)

收稿日期: 2018-06-11; **网络出版日期:** 2019-00-00

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: lixs@radi.ac.cn

resolution cannot be acquired at the same time. To solve this problem, this study proposes an approach to acquire green vegetation coverage with high spatial-temporal resolution (semi-month scale, 2 m spatial resolution) based on the fusion of multi-source remote sensing data. Then, the temporal-series green vegetation coverage dataset is utilized in Chinese Soil Loss Equation (CSLE) through matching with the semi-month precipitation factor to evaluate its effectiveness. Rainfall and vegetation coverage factors were highly variable within a year. The average value of the semi-month rainfall was 43.32 mm, and the coefficient of variation was 150%. The mean green vegetation coverage was 54.74%, and the coefficient of variation was 54.74%. The fusion approach of high spatial and temporal resolution data is feasible to obtain vegetation dynamics at high spatial resolution, which provides an effective means for soil erosion monitoring. Precipitation and vegetation factors are highly dynamic during the year, and the range and intensity of soil erosion were highly correlated with these dynamic factors. CSLE using vegetation and precipitation factors with high temporal and spatial resolution can better reflect the intensity of soil erosion in the study area. The coefficient of determination between CSLE estimations and field observations of soil erosion can reach 0.88, whereas it is only 0.097 between CSLE estimations using static vegetation coverage and field observations. Our results suggest that incorporating high temporal and spatial resolution green vegetation coverage could improve soil erosion monitoring accuracy.

Key Words: high spatial resolution; soil erosion; data fusion; green vegetation coverage; CSLE

土壤侵蚀是全球主要生态环境问题之一,它因导致土壤肥力降低、淤积河道和水库、加剧洪涝灾害等问题而备受关注^[1]。考虑到人口增长压力及气候变化的不利影响,土壤侵蚀在未来存在进一步加剧的可能^[2]。开展大范围土壤侵蚀监测对于掌握区域土壤侵蚀现状并开展生态恢复具有重要意义。土壤侵蚀监测方法以土壤流失方程(USLE, Universal Soil Loss Equation)的应用最为广泛^[3]。不同国家和地区则基于 USLE 进行改进,使之适用于不同的地区,中国也在此基础上提出了更适用于中国具体情况的中国土壤流失方程(CSLE, Chinese Soil Loss Equation),为坡面尺度土壤侵蚀监测提供了一个较好手段^[4]。然而,无论是改进的 USLE 还是 CSLE,在大尺度上准确获取土壤流失方程的输入参数是成功监测区域土壤侵蚀的关键。

卫星遥感具有对大区域、固定周期重访的观测能力,可提供大区域地面动态变化情况,因而已成为土壤侵蚀监测的重要手段^[5],其最大作用就是大范围土壤侵蚀控制因子的获取。土壤侵蚀控制诸因子主要包括地形、土壤、降水与植被四类主要因子,尽管利用遥感提取地形^[6]、土壤^[7]及降水^[8]信息都有一定研究,但这些因子的时间变异性较小,植被因子引起变异大而成为遥感研究的热点^[9-11]。土地利用指派法是最早用于提取植被因子的方法,该方法利用遥感影像进行监督/非监督分类,然后基于参考文献指派植被措施与管理因子^[12]。为了解决土地利用指派法受分类精度影响较大、类内空间差异性无法体现的问题,建立遥感光谱特征与地面实测植被因子间的经验模型,进而推算植被措施与管理因子的方法得到了成功应用^[13-14]。植被指数因可以通过植被在近红外与红波段的反射特征有效反映植被覆盖度的差异^[15],已经广泛用于评估植被对土壤的保护作用^[16-17]。除植被指数外,混合像元分解方法以其能同时估算绿色植被、非绿色植被和土壤分量的特点在近年来也得到了应用^[18],一定程度克服了植被指数对非绿色植被不敏感的局限。然而,区域尺度上的植被因子除了具有突出的空间异质性外,还具有明显的时间动态特征,植被覆盖时间上的动态变化对植被覆盖与管理因子的影响确鲜有研究,而植被与降水动态的精确匹配对土壤侵蚀监测结果具有重要的影响^[19-20]。

利用多源遥感数据的优势,开展高时空分辨率数据融合,有助于解决时间序列高空间分辨率植被覆盖信息获取、提高高空间分辨率土壤侵蚀监测的准确性。其中,应用最为广泛的是 STARFM (spatial and temporal adaptive reflectance fusion model)^[21-23],该方法基于 Landsat ETM+数据与多时相 MODIS 日反射率数据的融合而提出,最高可实现每天的 Landsat ETM+反射率的预测,解决了时间序列高分辨率遥感数据的预测问题。然而,该方法对混合像元问题没有充分的解决,对于分辨率相差较大数据在地表空间异质性较强区域的应用存

在着一定问题^[24]。另一手段是通过引入高精度土地覆盖通过对高时间分辨率遥感数据降尺度直接实现高空间分辨率植被动态监测^[25]。该方法仅依靠一期高分辨率土地覆被数据,借助不同土地覆被类型的转换系数,将各混合像元分辨率提高到与土地覆盖数据相同精度,从操作角度上来说更为容易,但是该方法没有引入任何一期的高空间分辨率植被覆盖真实信息,空间尺度上的较大差异会对高空间分辨率植被覆盖的估算结果有较大影响。由此可见,如能引入一期高空间分辨率植被覆盖作为基准,通过高时间分辨率刻画植被覆盖动态变化,并通过高空间分辨率土地覆盖解决混合像元的问题,进而实现高时空分辨率植被覆盖信息的准确获取具有重要理论与现实意义。

蓟州区是天津市重要的饮用水水源地和水源涵养生态功能区,尤其是北部山区,是天津的后花园和重要生态屏障,土壤侵蚀是蓟州区最为突出的生态环境问题之一^[26]。近些年来,蓟州区开展了一系列的土壤侵蚀治理及生态保护工程,生态环境有所好转、土壤侵蚀问题得到了一定程度缓解。准确监测土壤侵蚀的动态变化即是评价生态保护成效的重要基础,也是进一步开展土壤保持工作的前提。本研究拟发展一套基于多源遥感数据并结合高空间分辨率土地覆盖的高时空分辨率植被覆盖估算方法,进而实现高时空分辨率降水与植被因子的动态耦合,提高土壤侵蚀监测的准确性,以期为我国高分辨率土壤侵蚀动态监测提供参考。

1 研究区概况

蓟州区位于天津市北部,与北京市和河北省交界,南部与宝坻区相连。地理位置在 $117^{\circ}10'—117^{\circ}46'E$, $39^{\circ}57'—40^{\circ}15'N$ 之间,总面积 1590.22 km^2 。地势北高南低,气候属于暖温带半湿润大陆性季风型气候,多年平均降水量 660 mm ,其中夏季降雨约占全年降雨量的 76.8% 。土壤类型以褐土和棕壤土为主,大约以海拔 800 m 为界限,其上以薄土层棕壤为主,以下以褐土为主。植被有森林植被和灌草植被两种类型,低山缓坡的沟道中果树广泛分布^[27]。

蓟州区是天津市唯一的有山地的区域,是燕山水源涵养和生态屏障的重要组成部分。在 20 世纪 80 年代以前,由于樵柴、放牧,垦荒,采矿等人为活动的影响,蓟州山地植被破坏严重,植被覆盖度很低,土壤侵蚀较为严重^[28]。自 20 世纪 80 年代起,政府加强了对土壤侵蚀综合治理的力度,特别是近几年来,对水土保持加大投入,通过植树造林、封山禁牧、生态修复、河道治理等措施,取得了一定成效,土壤侵蚀得到了一定遏制。

2 数据与方法

2.1 数据

2.1.1 遥感数据

(1) 高分辨率影像数据

高分辨率影像数据采用国产高分一号(GF-1)卫星影像为数据源,包括分辨率为 8 m 的 4 波段多光谱影像与分辨率为 2 m 的全色影像^[29],影像成像时间为 2016 年 6 月 22 日。首先对多光谱影像和全色影像进行预处理,包括辐射校正、正射校正、几何校正,融合得到空间分辨率 2 m 的高分 1 号影像,镶嵌形成蓟州区高分辨率影像。

(2) 植被指数数据

植被指数采用 MODIS MOD13Q1 数据,该产品空间分辨率 250 m ,16 天最大值法合成,产品已经过辐射校正、大气校正和边缘畸变校正等处理^[30]。尽管采用 16 天最大合成法,但数据产品中仍存在较大误差,对数据的进一步分析利用产生影响,并可能导致错误的结论。因此,本研究采用 S-G 滤波对 2016 年蓟州区的 NDVI 数据进行了处理,保证了 NDVI 数据的时空一致性^[31]。

2.1.2 专题数据

(1) 土地覆盖

土地覆盖数据采用“蓟州区水力侵蚀动态监测”项目成果数据,该数据由中国科学院遥感与数字地球研

究所基于 2016 年 GF-1 PMS 数据、利用面向对象分类方法制作,土地覆盖分类系统参照《水土保持遥感监测技术规范(SL592-2012)》。相关成果通过天津市组织的第三方专家验证,精度高于 90%。

(2) 地形数据

地形数据采用蓟州区 1:25000 的地形图数据,并生长 5 m 空间分辨率的数字高程模型(DEM),用于计算坡度、坡长信息。

(3) 降雨量数据

降水量数据来自蓟州区范围内 4 个监测站,分别为西大峪水土保持监测站、西龙虎峪水土保持监测站、黄土梁子水土保持监测站以及蓟州区气象站,本研究主要使用的是 2016 年日降雨量数据,并从中剔除日雨量小于 12 mm 的非侵蚀性降雨。

(4) 土壤数据

土壤数据包括国家第二次土壤普查的典型土壤剖面数据以及蓟州区 1:20 万土壤类型图数据,在此基础上生成了天津 1:20 万土壤理化属性空间分布专题数据。

2.1.3 土壤侵蚀地面实测数据

土壤侵蚀的地面实测数据是判断土壤侵蚀模型表现的关键环节。本研究通过地面调查与径流小区观测两种方式,收集逐月坡面尺度上的土壤侵蚀信息,以分析本研究提出的高时空分辨率降水与植被因子耦合下的土壤侵蚀模型的表现。地面调查样地共计设置 8 个,其中包括乔木林 5 个、灌木林 2 个、草地 1,样地大小为 10 m×10 m,每个样地内按等间距布设 6 个水蚀钎,在 5—10 月内每月观测水蚀钎刻度变化,结合样地容重数据,计算土壤侵蚀量。另外,收集了黄土梁子水土保持监测站 2 个径流小区的数据,参与模型的精度分析。

2.2 高时空分辨率绿色植被覆盖度计算

(1) 高空间分辨率绿色植被覆盖度计算

以蓟州区生长季的一期 GF-1 PMS(2m)数据为数据源(获取时间为 2016 年 6 月 22 日),利用线性光谱混合模型实现高空间分辨率 FVC 的估算。线性光谱混合模型假设一个像元内不同地物(端元)只产生唯一一次反射,收集的反射光谱进入传感器之前不混合,混合光谱被看成是样地内端元光谱与其丰度的线性组合。

$$R_i = \sum_{j=1}^m (f_j W_{i,j}) + \varepsilon_i, 0 \leq f_j \leq 1, \sum_{j=1}^m f_j = 1 \quad (1)$$

式中, R_i 为在 i 波段混合光谱, f_j 为 j 端元丰度, $W_{i,j}$ 为 i 波段对应 j 端元实测光谱。已知混合光谱实测光谱向量 R 及端元光谱向量 W ,通过全受限最小二乘法即可反解出端元对应的丰度 f_j 。

$$\sum_i \varepsilon_i = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^m (f_j W_{i,j}) - R_i \right)^2 \quad (2)$$

式中, n 为有效光谱波段数量, m 为端元数量, ε_i 为光谱模型残差。

合适端元的选择是光谱混合分析成功应用的基础。考虑到应用的目标与蓟州区内地物的分布情况,本研究从影像上选取绿色植被、裸土、阴影三个典型端元来开展绿色植被覆盖度估算。尽管水体、建设用地等也分布较多,但这些地物分布相对集中并且与绿色植被混合的情况较少,因此端元选择时未做考虑,而且因为 GF-1 PMS 数据只有 4 个波段,最大端元数也不能超过 3 个。最终,不同端元类型的平均光谱值作为输入进行分解计算绿色植被覆盖度。

(2) 高时间分辨率绿色植被覆盖度计算

高时间分辨率绿色植被覆盖度计算的数据源采用 MODIS NDVI 16 天数据(MOD13Q1),空间分辨率为 250m。绿色植被覆盖度的计算采用像元二分模型,该模型假定地表由植被和土壤组成,其覆盖度与相应 NDVI 值的线性组合为混合像元的 NDVI 值。

$$FVC = \frac{NDVI - NDVI_{\min}}{NDVI_{\max} - NDVI_{\min}} \quad (3)$$

式中,FVC 为植被覆盖度,NDVI 为像元 NDVI 值, $NDVI_{\max}$ 和 $NDVI_{\min}$ 为纯植被与土壤端元的 NDVI 值。不难看出

出,像元二分模型应用的关键是确定纯植被与土壤端元的 NDVI 值。本研究采用累积频率法确定这两个参量,通过对 2016 年 5—10 月蓟州区内 NDVI 累积频率进行统计后,分别选取累积频率 85%与 5%处的 NDVI 作为 $NDVI_{\max}$ 和 $NDVI_{\min}$,对应值分别为 0.92 和 0.10。在此基础上,计算了 2016 年 5—10 月每半月的绿色植被覆盖度。

(3) 高时空分辨率绿色植被覆盖度融合

高时空分辨率绿色植被覆盖度融合意在获取半月时间分辨率、2 m 空间分辨率的绿色植被覆盖度。本研究采用融合方法如下:以 2016 年 6 月下旬的 2 m 空间分辨率绿色植被覆盖度为基准,通过高时间分辨率绿色植被覆盖度模拟绿色植被覆盖度的时间动态,然后综合两者实现高时空分辨率绿色植被覆盖度的计算,计算公式如下:

$$FVCH_t = FVCH_b + C * (FVCL_t - FVCL_b) \quad (4)$$

$$C = FVCH_b / FVCL_b \quad (5)$$

式中, $FVCH_t$, $FVCH_b$ 为 t 时刻与基准时刻高空间分辨率绿色植被覆盖度, $FVCL_t$, $FVCL_b$ 分别为 t 时刻与基准时刻的低空间分辨率绿色植被覆盖度。本公式在 MODIS 为纯像元的情况下可以直接用于预测,然而考虑到两种数据空间分辨率的较大反差及蓟州区土地覆盖相对破碎的情况,需要解决混合像元导致的较大的误差。

针对对应 MODIS 为混合像元的情况,本研究采用策略如下:

1) 以 2 m 空间分辨率的蓟州区土地覆盖为输入,计算蓟州区 MODIS 像元的纯净指数,分别标记不同植被类型的纯净像元;

2) 采用滑动窗口法,初始窗口大小为 5×5 像元 ($1250 \text{ m} \times 1250 \text{ m}$),寻找与高分辨率像元植被类型一致的纯净 MODIS 像元,计算其平均值为低空间分辨率绿色植被覆盖度(不考虑距离权重);如果未能搜到,则以 500 m 为间距增加窗口大小,直到搜索成功为止;

3) 利用低分辨率纯净像元计算的 t 时刻与参考时刻绿色植被覆盖度作为参数,结合参考时刻的高分辨率绿色植被覆盖度实现 t 时刻高空间分辨率覆盖度计算。

2.3 高时空分辨率绿色植被覆盖度在 CSLE 中应用

CSLE 模型是在通用土壤流失方程 USLE (Universal soil loss equation) 基础上,根据我国土壤侵蚀情况和防治措施进行改进而建立^[4],其土壤侵蚀估算使结果更符合中国实际情况。CSLE 模型基本形式如下:

$$A = R \times K \times L \times S \times B \times E \times T \quad (6)$$

式中, A 为单位面积上时间和空间平均的土壤侵蚀量 ($\text{t hm}^{-2} \text{ a}^{-1}$); R 为降雨侵蚀力因子 ($\text{MJ mm hm}^{-2} \text{ h}^{-1} \text{ a}^{-1}$); K 为土壤可侵蚀性因子 ($\text{t hm}^2 \text{ h MJ}^{-1} \text{ mm}^{-1} \text{ hm}^{-2}$); L 为坡长因子(无量纲); S 为坡度因子(无量纲); B 为水土保持的生物措施因子(无量纲); E 为水土保持的工程措施因子(无量纲); T 为水土保持的耕作措施因子(无量纲); K 、 B 、 E 、 T 4 个影响因子均在 0—1 取值。

高时空分辨率绿色植被覆盖度主要用于时空连续 B 因子的计算,并与 R 因子耦合实现半月尺度上的土壤侵蚀连续监测。单期 B 因子的计算参考李彦涛在蓟州区山区土壤侵蚀监测中的估算公式,对于基本没有土壤侵蚀危险的区域赋予 0 值,给最易发生土壤侵蚀的区域(如裸地)赋予 1 值,对于有地表植被覆盖的区域则根据植被覆盖度不同赋予 0—1 的值。具体公式如下:

$$B = 0.6508 - 0.3436 \log FVC \quad (7)$$

降雨侵蚀力因子 R 计算参照北京市降雨侵蚀力模型计算成果,采用北京半月降雨侵蚀力的公式进行估算^[32],最终生成半月尺度 2 m 空间分辨率降雨侵蚀力栅格数据。土壤可蚀性因子采用 William 等在 EPIC 模型中的计算方法并进行中国区域的修正^[33-34],坡长因子的计算方法按照 Wischmeier 和 Smith 提出的程序计算^[35],坡度因子计算缓坡采用 McCool 坡度公式,陡坡采用刘宝元的坡度公式^[36]。工程措施因子参照北京土壤流失方程将存在水土保持措施的果园 E 值赋为 0.1,其它区域赋值为 1^[37]。

2.4 土壤侵蚀估算结果与实地测量结果比较

利用地面调查与径流小区共计 10 个样地的土壤侵蚀强度数据,对高时空分辨率植被与降水因子耦合的

CSLE 的土壤侵蚀强度进行验证。此外,假定无法获取时间连续高空间分辨率生物措施因子,本研究也计算了仅用一期基于 GF-1 WFV 真实数据计算生物措施因子的 CSLE 的土壤侵蚀强度,以与高时空分辨植被与降水耦合下的 CSLE 进行比较。

3 结果与分析

3.1 高时空分辨率降水与植被因子

蓟州区 5—10 月间半月尺度上降水与植被覆盖动态如图 1 所示。可以看出,无论是降水还是植被覆盖度年内均呈现较大的波动性,降水量半月尺度上的平均值为 43.32 mm,变异系数可达 150%,从时间分布来讲主要集中在 7 月下半月,降雨量高达 250 mm,其他时间均在 0—50 mm 之间;绿色植被覆盖度平均值 54.74%,变异系数为 18%,时间上呈先增减后降低的趋势,7 月底 8 月初达到最大值。降水与植被动态联合分析表明,同样的降水在不同时间因覆盖度具有显著差异,将会对土壤侵蚀产生明显不同的作用。因此,获取高时空分辨率的绿色植被覆盖度信息对于估算土壤侵蚀量非常重要。

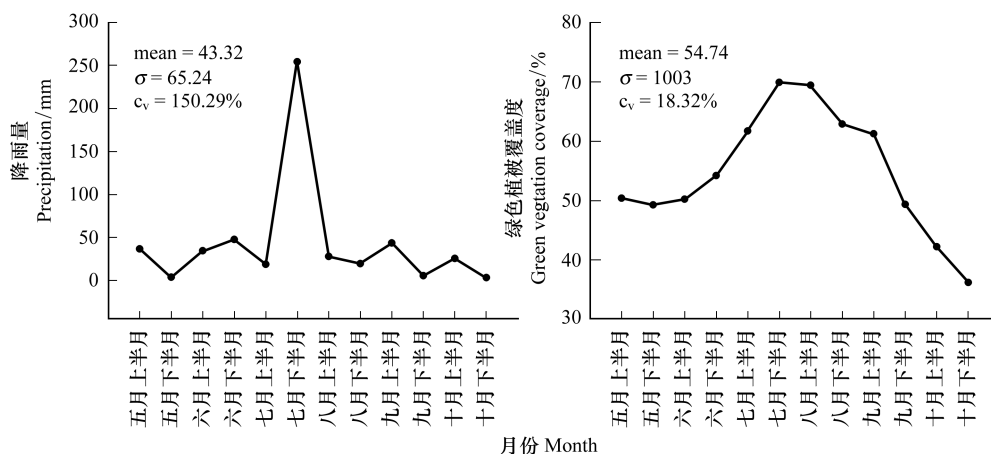


图 1 蓟州区降水与半月尺度降水与植被覆盖度动态

Fig.1 Dynamic of rainfall and green vegetation coverage semimonthly in Jizhou district

Mean, 平均值; σ , standard Deviation, 标准差; c_v , coefficient of variation, 变异系数

(1) 高时空分辨率绿色植被覆盖度融合

融合 2 m 空间分辨率绿色植被覆盖度与 250 m 时间序列绿色植被覆盖度后,本研究得到了每半月尺度的、2 m 空间分辨率的绿色植被覆盖度信息,图 2 为平均绿色植被覆盖度及半月时间尺度上的变异系数。总体来讲,平均覆盖度呈北高南低的趋势,其中林地最高,草地次之,农田最低。变异系数空间分布则与绿色覆盖度的趋势相反,绿色覆盖度越高如林地其变异系数越低。

高时空分辨率植被覆盖度(下)与时间连续低分辨率绿色植被覆盖度(上)的对比结果如图 3 所示。可以看出,高时空分辨率绿色植被覆盖度即精细刻画了地表之间的差异,又抓住了绿色植被覆盖度的时间动态,解决了高空间分辨率 CSLE 应用的关键因子限制。

(2) 蓟州区降雨侵蚀力与变异率

蓟州区年降雨侵蚀力及半月尺度的变异率空间分布如图 4 所示。从空间分布来看,年降雨侵蚀力最大值位于蓟州区北部下营镇,其值大约为 $6600 \text{ MJ} \cdot \text{mm} \cdot \text{hm}^{-2} \cdot \text{h}^{-1}$,其他区域年降雨侵蚀力值为 $4500 \text{ MJ} \cdot \text{mm} \cdot \text{hm}^{-2} \cdot \text{h}^{-1}$ 左右。从时间上来讲,7 月份下半月降雨侵蚀力最大,其最低值 $2911.01 \text{ MJ} \cdot \text{mm} \cdot \text{hm}^{-2} \cdot \text{h}^{-1}$,10 月份下半月降雨侵蚀力最小,其最高值仅有 $48.79 \text{ MJ} \cdot \text{mm} \cdot \text{hm}^{-2} \cdot \text{h}^{-1}$ 。从变异系数空间分布图来看,蓟州区半月尺度上的降雨侵蚀力变异较大,整体大于 200%,并呈现出从西北到东南递增的趋势,最大值出现在蓟州区东部,降雨侵蚀力变异系数可达 245.45%。

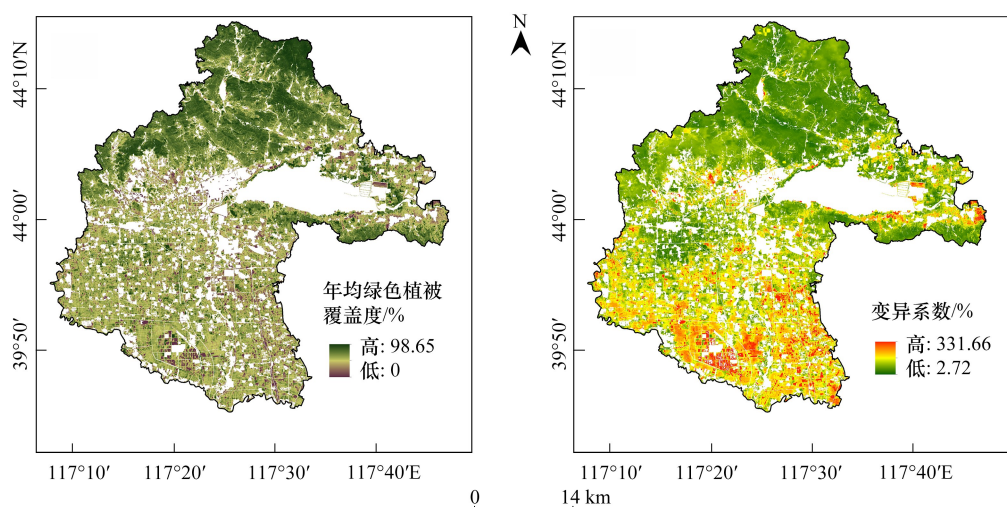


图2 蓟州区2016年降雨季平均绿色植被覆盖度与变异系数

Fig.2 Mean green vegetation coverage and coefficient of variation of Jizhou district in 2016

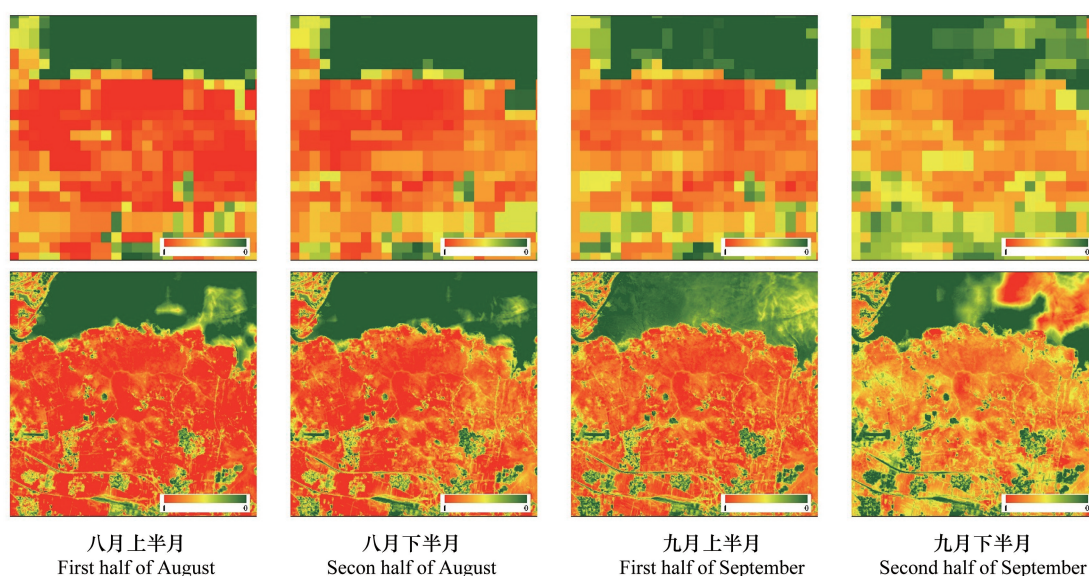


图3 蓟州区不同分辨率绿色植被覆盖度对比图

Fig.3 Comparison of green vegetation coverage of different spatial resolution in Jizhou district

3.2 土壤侵蚀及其时空分布特征

利用 CSLE 可计算得到半月尺度的土壤侵蚀量,不同时间侵蚀面积及强度的统计如表 1 所示,可以发现,十月上半月水力侵蚀发生面积最大为 137.55 km^2 ,五月上半月水力侵蚀发生面积仅次于十月上半月为 48.04 km^2 ,五月份下半月水力侵蚀发生面积最小为 2.76 km^2 。值得指出的是,尽管 7 月下半月降雨侵蚀力最大,但发生侵蚀的总面积为 27.72 km^2 ,这主要是 7 月下半月的生物措施因子也处在最小值的结果,可见植被与降水因子的动态耦合对侵蚀的发生有着重要作用。然而,最为严重的侵蚀的发生主要还是在降水侵蚀力最大时期,7 月下旬 25 t/hm^2 以上土壤侵蚀发生面积为 12.70 km^2 ,要高于十月上半月 (9.09 km^2)。

通过半月累加得到的年土壤侵蚀空间分布如图 5 所示。可以看出,蓟州区土壤侵蚀多分布在山区,主要集中于研究区北部,南部平原农田和城镇密集处土壤侵蚀量很小。土壤侵蚀模数大于 $2 \text{ t km}^{-2} \text{ a}^{-1}$ 的侵蚀面积为 191.06 km^2 ,占蓟州区面积的 12.01%,平均侵蚀模数为 $400.40 \text{ t km}^{-2} \text{ a}^{-1}$ 。与土地利用叠加分析可知,蓟州山区上的林地土壤侵蚀相对较轻,草地及裸地的土壤侵蚀较为严重。

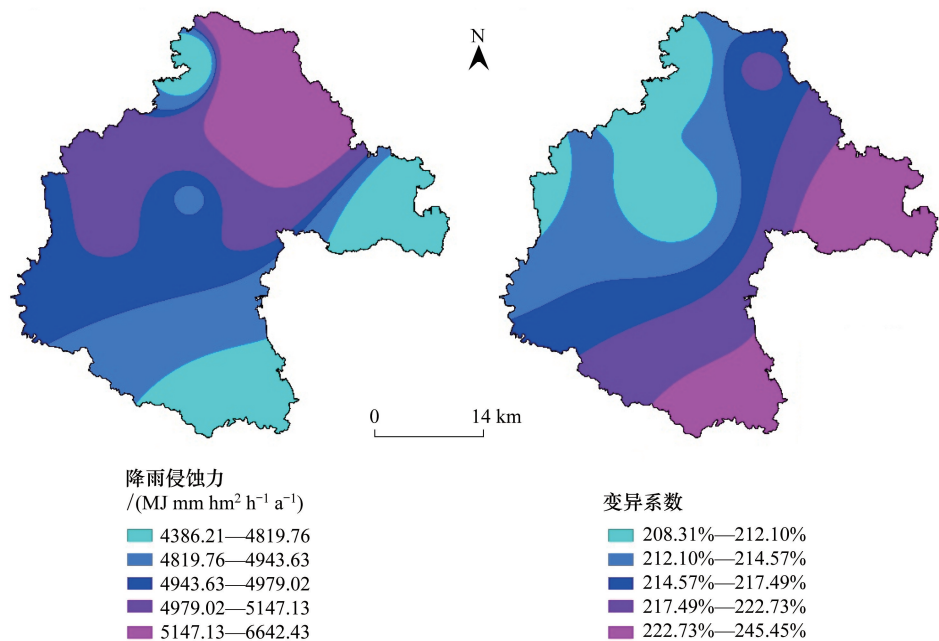


图 4 蓟州区年降雨侵蚀力分布及半月时间尺度变异

Fig.4 Annual rainfall erosivity factor and semimonthly variance of Jizhou district

表 1 蓟州区降雨季每半月的水力侵蚀发生面积

Table 1 Area of soil loss of different intensity semimonthly

侵蚀模数 Erosion modulus/ (t/hm ²)	五月		六月		七月		八月		九月		十月	
	上半月	下半月	上半月	下半月	上半月	下半月	上半月	下半月	上半月	下半月	上半月	下半月
2—10	39.89	2.29	22.12	14.78	12.51	8.12	7.73	9.48	21.37	2.56	108.76	17.37
10—25	5.48	0.29	3.64	2.73	2.08	6.90	1.32	1.03	4.02	0.22	19.71	2.08
25—40	1.10	0.07	0.73	0.60	0.55	3.71	0.31	0.25	0.81	0.04	3.79	0.54
40—60	0.55	0.04	0.37	0.33	0.31	2.84	0.16	0.13	0.44	0.02	2.00	0.29
> 60	1.02	0.07	0.66	0.64	0.52	6.15	0.37	0.24	0.84	0.01	3.30	0.32

3.3 土壤侵蚀估算结果精度分析

地面观测数据用于比较利用高时空分辨率植被覆盖与静态高空间分辨率植被覆盖的 CSLE 的表现。土壤侵蚀地面观测数据与两个模型计算结果的相关性如图 6 所示。可以看出,利用高时空分辨率植被覆盖信息并与降水因子精确匹配的 CSLE 模型估算的土壤侵蚀模数和地面观测值高度相关($R^2=0.8827$),这表明高时空分辨率降水与植被耦合下 CSLE 可以较好地反映蓟州区土壤侵蚀模数的低差异,而仅用一期固定植被因子的 CSLE 模型则效果很差($R^2=0.0971$),对较低强度的侵蚀基本无法有效计算。从绝对值来看,两个模型的计算结果均出现了较为明显的低估,需要进一步研究对 CSLE 的关键因子进行标定与地面实测值进行标定,进而改进土壤侵蚀监测模型。

4 讨论

时间连续植被覆盖信息的获取是准确评估植被对土壤侵蚀发生保护贡献的关键。本研究提出了一套基于多源遥感数据的高时空分辨率绿色植被覆盖估算方法,成功基于 GF-1 PMS 数据、MODIS NDVI 数据与高分辨率土地覆盖数据实现了 2 m 空间分辨率半月时间尺度上的绿色植被覆盖度估算(图 4)。与常用的 STARFM 方法相比^[38-39],本文方法重点在于实现绿色植被覆盖度的动态变化预测而不是反射率,有效解决了

高空间分辨率传感器大气校正不确定性问题。同时,利用混合像元分解实现高空间分辨率绿色植被覆盖度基准监测并通过高空间分辨率土地覆盖提取对应绿色植被覆盖度动态变化的思路则解决了空间尺度相差过大的问题,而上述问题也正是 STARFM 无法有效开展 2m 左右高空间分辨率数据与 MODIS 数据融合的关键。总体来讲,本研究提出的方法相对于 STARFM 更为稳健,可适用于空间尺度差异较大的数据融合,并且结果直接为时间序列绿色植被覆盖度方便使用,但需要额外的高分辨率土地覆盖度数据的支持。

植被与降水的精确匹配对准确评估土壤侵蚀至关重要。长期以来,USLE 及其不同改进模型或通过土地利用赋值法间接反映年内动态^[40-41]或利用低空间分辨率遥感数据实现时间连续植被信息的获取^[42],然而上述方法从精细性上均无法区域尺度上高分辨率土壤侵蚀监测的要求。蓟州区典型植被类型的绿色植被覆盖度变化曲线如图 7 所示,6 月下旬的绿色植被覆盖度通过 GF-1 PMS 高空间分辨率数据计算获取,其它时间的

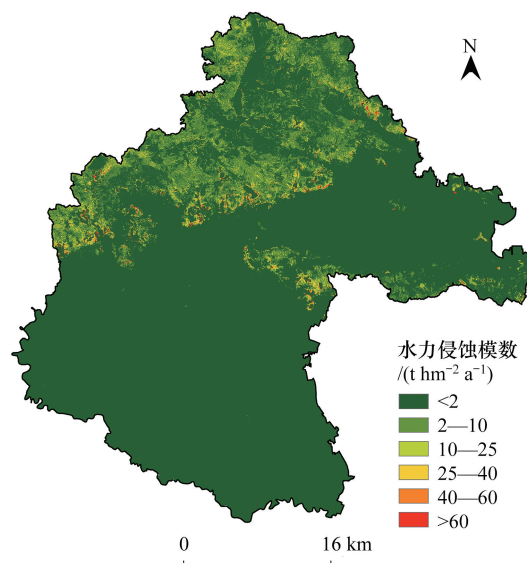


图 5 蓟州区 2016 年土壤侵蚀模数空间分布

Fig. 5 Distribution of soil erosion modulus of Jizhou district in 2016

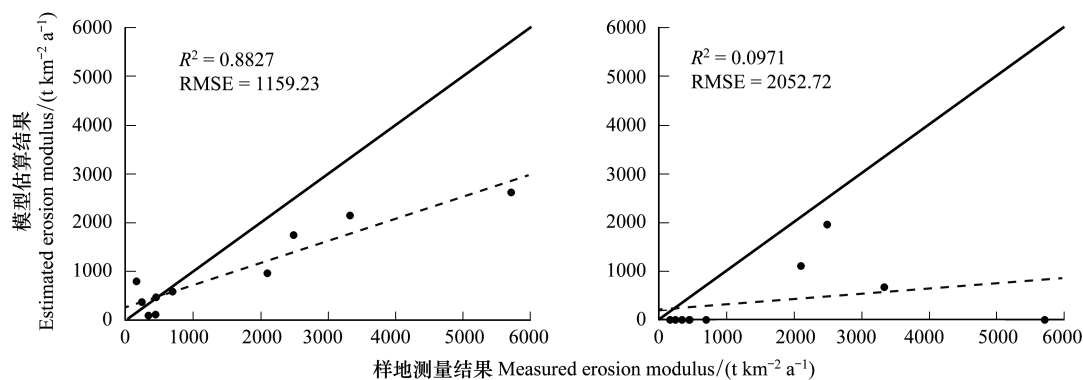


图 6 土壤侵蚀估算结果精度分析:高时空分辨率植被与降水因子耦合下的 CSLE;静态植被因子的 CSLE

Fig. 6 Assessment of soil loss estimation with field investigation data: CSLE adopting dynamic rainfall and vegetation factor; CSLE using static vegetation factor

R^2 , coefficient of determination, 决定系数; RMSE, root-mean-square error, 均方根误差

绿色植被覆盖度通过高时空分辨率绿色植被覆盖度融合得到。可以看出,蓟州区林草植被覆盖度呈季节性变化,表现出先增大后减小的趋势,其中 8 月上半月的绿色植被覆盖度最大。受物候特征影响,林地 5 月份至 8 月份绿色植被覆盖度的增加不如草地明显。植被覆盖度动态变化周期内,降水也呈现明显的变化(图 1),因此获取时间序列植被覆盖并与降水动态匹配可以明显提升土壤侵蚀监测模型的精度(图 6)。

尽管应用高时空分辨率植被覆盖的 CSLE 估算结果与其它研究具有较好的一致性,但也不难发现估算得到的土壤侵蚀模数与地面数据间还存在一定差异(图 6)。导致这一情况的原因,首先与 CSLE 模型及不同因子的计算方法在具体区域的适用性有关,本研究的重点在于比较利用高时空分辨率植被覆盖与静态植被覆盖应用于土壤流失方程的差异,也未对绿色植被覆盖度与 CSLE 生物措施因子之间的关系开展系统性研究^[43]。另外,受条件限制本次土壤侵蚀地面观测数据主要来源于水蚀针定位观测,存在一定的不确定性,未来需要收集更多径流小区数据来标定及提升土壤侵蚀监测精度。

5 结论

高空间分辨率土壤侵蚀监测中,CSLE 等土壤流失方程应用的最大问题是无法考虑植被与降水的匹配,主要原因在于遥感数据获取能力导致的高时空分辨率的植被覆盖信无法有效获取。针对于这一问题,本研究提出了一套引入土地覆盖、基于 GF-1 PMS 数据与 MODIS NDVI 数据融合的高时空分辨率绿色植被覆盖度(半月尺度,空间分辨率 2 m)获取方法,并与半月尺度的降水因子精确匹配应用于 CSLE 开展了天津市蓟州区的土壤侵蚀监测。研究结果表明:

(1)考虑土地覆盖类型的高时空分辨率绿色植被覆盖度融合方法同,有效解决了 CLSE 模型中高空间分辨率绿色植被覆盖度无法实现连续获取、无法反映植被土壤保持功能年内动态变化,进而无法与降水有效匹配的难题,为高空间分辨率土壤侵蚀监测提供了一个有效手段;

(2)降水与植被因子在年内呈高度动态变化,土壤侵蚀发生范围与强度与其匹配高度相关。土壤侵蚀发生面积最大时期并对应降雨侵蚀力最大时期并不一定相同,低植被覆盖时的相对较大降雨会导致更大面积土壤侵蚀的发生。

(3)高时空分辨率植被覆盖与降水因子耦合下的 CSLE 可以较好反映试验区土壤侵蚀强度的空间差异,与地面土壤侵蚀观测数据的判定系数可达 0.88,其效果要明显好于仅有一期高空间分辨率的植被因子模型,具有较大的应用价值。

参考文献 (References):

- [1] 王占礼, 邵明安, 雷廷武. 黄土区耕作侵蚀及其对总土壤侵蚀贡献的空间格局. 生态学报, 2003, 23(7): 1328-1335.
- [2] Alcamo J, Van Vuuren D, Ringler C, Cramer W, Masui T, Alder J, Schulze K. Changes in nature's balance sheet: model-based estimates of future worldwide ecosystem services. Ecology and Society, 2005, 10(2): 19.
- [3] 李晓松, 吴炳方, 王浩, 张瑾. 区域尺度海河流域水土流失风险评估. 遥感学报, 2011, 15(2): 372-387.
- [4] Liu B Y, Zhang K L, Xie Y. An empirical soil loss equation//Proceedings of the 12th International Soil Conservation Organization Conference, Vol. II: Process of Soil Erosion and its Environment Effect. Beijing: Tsinghua University Press, 2002: 21-25.
- [5] Siakou J, Oguchi T. Soil erosion analysis and modelling: a review. Chikei, 2000, 21(4): 413-429.
- [6] Toutin T, Cheng P. Comparison of automated digital elevation model extraction results using along-track ASTER and across track SPOT stereo images. Optical Engineering, 2002, 41(9): 2102-2106.
- [7] Baghdadi N, King C, Bourguignon A, Remond A. Potential of ERS and Radarsat data for surface roughness monitoring over bare agricultural fields: application to catchments in Northern France. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23(17): 3427-3442.
- [8] Vrieling A, Sterk G, De Jong S M. Satellite-based estimation of rainfall erosivity for Africa. Journal of Hydrology, 2010, 395(3/4): 235-241.
- [9] 卜兆宏, 赵宏夫, 刘绍清, 陈明华. 用于土壤流失量遥感监测的植被因子算式的初步研究. 遥感技术与应用, 1993, 8(4): 16-22.
- [10] 马超飞, 马建文, 布和敖斯尔. USLE 模型中植被覆盖因子的遥感数据定量估算. 水土保持通报, 2001, 21(4): 6-9.
- [11] Li X S, Wu B F, Zhang L. Dynamic monitoring of soil erosion for upper stream of Miyun reservoir in the last 30 years. Journal of Mountain Science, 2013, 10(5): 801-811.
- [12] Wang G, Wentz S, Gertner G, Anderson A. Improvement in mapping vegetation cover factor for the universal soil loss equation by geostatistical methods with landsat thematic mapper images. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23(18): 3649-3667.
- [13] Gertner G, Wang G X, Fang S F, Anderson A B. Mapping and uncertainty of predictions based on multiple primary variables from joint co-simulation with Landsat TM image and polynomial regression. Remote Sensing of Environment, 2002, 83(3): 498-510.
- [14] Wang G X, Gertner G, Fang S F, Anderson A B. Mapping multiple variables for predicting soil loss by geostatistical methods with TM images and a

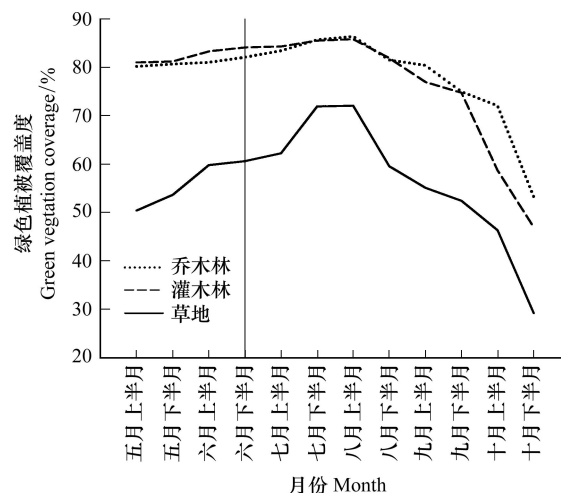


图7 蓟州区 2016 年典型植被类型半月植被覆盖度变化图

Fig. 7 Semimonthly vegetation coverage change of typical vegetation types of Jizhou district in 2016

- slope map. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2003, 69(8): 889-898.
- [15] Tucker C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 1979, 8(2): 127-150.
- [16] Seutloali K E, Dube T, Mutanga O. Assessing and mapping the severity of soil erosion using the 30-m Landsat multispectral satellite data in the former South African homelands of Transkei. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 2017, 100: 296-304.
- [17] Aiello A, Adamo M, Canora F. Remote sensing and GIS to assess soil erosion with RUSLE3D and USPED at river basin scale in southern Italy. *CATENA*, 2015, 131: 174-185.
- [18] De Asis A M, Omasa K. Estimation of vegetation parameter for modeling soil erosion using linear Spectral Mixture Analysis of Landsat ETM data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2007, 62(4): 309-324.
- [19] Cyr L, Bonn F, Pesant A. Vegetation indices derived from remote sensing for an estimation of soil protection against water erosion. *Ecological Modelling*, 1995, 79(1/3): 277-285.
- [20] Li X, Zhang X, Zhang L, Wu B. Rainfall and vegetation coupling index for soil erosion risk mapping. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2014, 69(3): 213-220.
- [21] Gao F, Masek J, Schwaller M, Hall F. On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance: Predicting daily Landsat surface reflectance. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(8): 2207-2218.
- [22] Hilker T, Wulder M A, Coops N C, Seitz N, White J C, Gao F, Masek J G, Stenhouse G. Generation of dense time series synthetic Landsat data through data blending with MODIS using a spatial and temporal adaptive reflectance fusion model. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(9): 1988-1999.
- [23] Walker J J, De Beurs K M, Wynne R H, Gao F. Evaluation of Landsat and MODIS data fusion products for analysis of dryland forest phenology. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 117: 381-393.
- [24] Zhu X L, Chen J, Gao F, Chen X H, Masek J G. An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(11): 2610-2623.
- [25] Zurita-Milla R, Kaiser G, Clevers J G P W, Schneider W, Schaepman M E. Downscaling time series of MERIS full resolution data to monitor vegetation seasonal dynamics. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(9): 1874-1885.
- [26] 马志尊. 从海河流域水土流失现状谈水土保持生态建设措施布局. *海河水利*, 2002, (5): 5-8.
- [27] 李彦涛. 通用土壤流失方程在蓟县山区水土流失监测中的应用. *海河水利*, 2015, (6): 59-61, 67-67.
- [28] 陈利顶, 张淑荣, 傅伯杰, 彭鸿嘉. 流域尺度土地利用与土壤类型空间分布的相关性研究. *生态学报*, 2003, 23(12): 2497-2505.
- [29] 宋敏敏, 张青峰, 吴发启, 吴秉校, 吴驳. 黄土沟壑区小流域景观格局演变及生态服务价值响应. *生态学报*, 2018, 38(8): 2649-2659.
- [30] 田艳林, 刘贤赵, 毛德华, 王宗明, 李延峰, 高长春. 基于 MODIS 数据的松嫩平原西部芦苇湿地地上生物量遥感估算. *生态学报*, 2016, 36(24): 8071-8080.
- [31] Li X S, Zhang J. Derivation of the green vegetation fraction of the whole china from 2000 to 2010 from MODIS data. *Earth Interactions*, 2016, 20(8): 8.
- [32] 章文波, 谢云, 刘宝元. 利用日雨量计算降雨侵蚀力的方法研究. *地理科学*, 2002, 22(6): 705-711.
- [33] Sharpley A N. EPIC-Erosion/productivity Impact Calculator; 1. Model Documentation. Technical Bulletin Number 1768. Washington DC: United States Department of Agriculture, 1990.
- [34] 张科利, 彭文英, 杨红丽. 中国土壤可蚀性值及其估算. *土壤学报*, 2007, 44(1): 7-13.
- [35] McCool D K, Brown L C, Foster G R, Mutchler C K, Meyer L D. Revised slope length factor for the Universal Soil Loss Equation. *Transactions of the ASAE*, 1989, 32(5): 1571-1576.
- [36] Liu B Y, Nearing M A, Risse L M. Slope gradient effects on soil loss for steep slopes. *Transactions of the ASAE*, 1994, 37(6): 1835-1840.
- [37] 毕小刚, 段淑怀, 李永贵, 刘宝元, 符素华, 叶芝菡, 袁爱萍, 路炳军. 北京山区土壤流失方程探讨. *中国水土保持科学*, 2006, 4(4): 6-13.
- [38] Walker J J, De Beurs K M, Wynne R H. Dryland vegetation phenology across an elevation gradient in Arizona, USA, investigated with fused MODIS and Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 144: 85-97.
- [39] Heimhuber V, Tulbure M G, Broich M. Addressing spatio-temporal resolution constraints in Landsat and MODIS-based mapping of large-scale floodplain inundation dynamics. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 211: 307-320.
- [40] 陆传豪, 代富强, 刘刚才. 基于 GIS 和 RUSLE 模型的万州区土壤保持服务功能空间分布特征. *长江流域资源与环境*, 2017, 26(8): 1228-1236.
- [41] 赵明松, 李德成, 张甘霖. 1980—2010 年间安徽省土壤侵蚀动态演变及预测. *土壤*, 2016, 48(3): 588-596.
- [42] 李天宏, 郑丽娜. 基于 RUSLE 模型的延河流域 2001—2010 年土壤侵蚀动态变化. *自然资源学报*, 2012, 27(7): 1164-1175.
- [43] 于悦, 章文波, 王国燕. 果园植被盖度季节变化监测及生物措施因子测算. *应用生态学报*, 2015, 26(3): 761-768.