



欢迎投稿 http://www.aed.org.cn

天山北坡中段山区植被覆盖管理措施因子的时空格局动态变化

常梦迪,王新军,闫立男,马克,李永康,李菊艳,贾宏涛

引用本文:

常梦迪,王新军,闫立男,马克,李永康,李菊艳,贾宏涛.天山北坡中段山区植被覆盖管理措施因子的时空格局动态变化[J].农业资源与环境学报,2022,39(4):836-846.

在线阅读 View online: https://doi.org/10.13254/j.jare.2021.0315

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

典型岩溶流域不同土地利用类型土壤腐植酸与钙的关系

吴丽芳, 倪大伟, 王妍, 刘云根, 王艳霞 农业资源与环境学报. 2021, 38(2): 259-267 https://doi.org/10.13254/j.jare.2020.0217

利用整合分析方法探究我国不同土地利用类型区域河流硝酸盐的来源

张金兰, 蔺祖弘, 白文荣, 郇正来, 张婷婷, 林爱军, 肖勇 农业资源与环境学报. 2021, 38(5): 746-754 https://doi.org/10.13254/j.jare.2020.0492

基于土地利用的北方农牧交错区碳固定和土壤保持时空变化

常虹,杨武,石磊,刘亚红,邱晓,伊风艳,孙海莲 农业资源与环境学报.2021,38(3):484-493 https://doi.org/10.13254/j.jare.2020.0310

丹江口市土壤侵蚀敏感性时空变化特征

马方正,于兴修,胡砚霞,李明蔚,程思,王星峰,肖娟花 农业资源与环境学报.2021,38(6):999-1009 https://doi.org/10.13254/j.jare.2020.0564

基于MCE-CA-Markov和InVEST模型的伊犁谷地碳储量时空演变及预测

史名杰,武红旗,贾宏涛,朱磊,董通,何盘星,杨强军 农业资源与环境学报. 2021, 38(6): 1010-1019 https://doi.org/10.13254/j.jare.2020.0586



关注微信公众号,获得更多资讯信息

农业资源与环境学报 2022, 39(4): 836-846

Journal of Agricultural Resources and Environment

常梦迪,王新军,闫立男,等.天山北坡中段山区植被覆盖管理措施因子的时空格局动态变化[J].农业资源与环境学报,2022,39 (4):836-846.

CHANG M D, WANG X J, YAN L N, et al. Temporal and spatial pattern dynamic variations of vegetation cover and management factors in the middle of the northern slope of Tianshan Mountains[J]. *Journal of Agricultural Resources and Environment*, 2022, 39(4): 836–846.



天山北坡中段山区植被覆盖管理措施因子的 时空格局动态变化

常梦迪1,2, 王新军1,2*, 闫立男1,2, 马克1,2, 李永康1,2, 李菊艳3, 贾宏涛1,2

(1.新疆农业大学草业与环境科学学院,乌鲁木齐 830052;2.新疆土壤与植物生态过程重点实验室,乌鲁木齐 830052;3.新疆 维吾尔自治区水土保持生态环境监测总站,乌鲁木齐 830011)

摘 要:植被覆盖管理措施因子(Vegetation cover and management factor,以下简称C因子)是评估植被因素抵抗土壤侵蚀的能力及 准确估算土壤侵蚀模数的重要参数,而区域尺度C因子高质量时间序列的准确估算和空间特征对于土壤侵蚀预测、水土保持规划 尤为重要。为研究天山北坡中段山区C因子时空动态,采用线性光谱混合模型(Linear Spectral Mixture Model,LSMM)、像元二分 模型、增强型自适应反射率时空融合模型(Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model,ESTARFM)等方法计 算C因子,定量分析2000—2018年研究区C因子的时空格局特征,并对不同土地利用类型的C因子进行分析。结果表明,时间上, 2000—2018年C因子总体呈现先上升后下降的趋势,不同时段C因子值不同,表现为秋季>春季>夏季、旱季>雨季。空间上,南部 高山区(海拔>3 000 m)的C因子值较高,北部中低山丘陵区(2 000 m<海拔<3 000 m)的C因子值较低。C因子值的分布与土地利 用类型关系密切,表现为裸土地>其他林地>采矿用地>内陆滩涂>其他草地>农村宅基地>灌木林地>旱地>天然牧草地>风景名胜 设施用地>水浇地>人工牧草地>乔木林地。本研究探究C因子遥感定量估算方法,分析不同土地利用格局对C因子的影响,为开 展大尺度C因子的准确估算及不同土地利用格局水土保持效益的综合评价提供了参考。

Temporal and spatial pattern dynamic variations of vegetation cover and management factors in the middle of the northern slope of Tianshan Mountains

CHANG Mengdi^{1,2}, WANG Xinjun^{1,2*}, YAN Linan^{1,2}, MA Ke^{1,2}, LI Yongkang^{1,2}, LI Juyan³, JIA Hongtao^{1,2}

(1. College of Grassland and Environment Sciences, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830052, China; 2. Xinjiang Key Laboratory of Soil and Plant Ecological Processes, Urumqi 830052, China; 3. General Station of Soil and Water Conservation and Ecological Environment Monitoring of Xinjiang, Urumqi 830011, China)

Abstract: Vegetation cover and management factor (hereinafter referred to as *C* factor) is an important parameter when evaluating the ability of vegetation factors to resist soil erosion and accurately estimate the modulus of soil erosion. The accurate estimation and spatial characteristics of high-quality time series of *C* factor at the regional scale are particularly important in predicting soil erosion and planning of soil and water conservation. Taking the middle of the northern slope of Tianshan Mountains as an example, this study used the Linear Spectral Mixture Model (LSMM), Pixel Binary Model, and the Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model (ESTARFM) to calculate the *C* factor, quantitatively analyze the spatial and temporal pattern characteristics of *C* factor in the study area from 2000 to 2018, and study the *C* factors of different land use types. The results showed that, from 2000 to 2018, *C* factor generally showed a trend of first increasing and then decreasing. The value of *C* factor was different in different periods, showing a trend of autumn>

收稿日期:2021-05-17 录用日期:2021-07-23

作者简介:常梦迪(1996—),女,新疆沙雅人,硕士研究生,从事水土保持与资源遥感研究。E-mail:1761316194@qq.com

*通信作者:王新军 E-mail:wxj8112@163.com

Project supported : Xinjiang Uygur Autonomous Region Financial Special Project (213031002)

基金项目:新疆维吾尔自治区财政专项(213031002)

spring>summer, dry season>rainy season. Spatially, the value of the *C* factor was higher in the southern high mountain area (above sea level > 3 000 m), and lower in the north, middle, and low mountain and hilly area (2 000 m < above sea level < 3 000 m). The distribution of *C* factor was closely related to land use types, in the order of bare land > other forest land > mining land > inland tidal flat > other grassland > rural homestead > shrub land > dry land > natural pasture land > scenic facilities land > irrigated land > artificial pasture land > arbor forest land. This study explored the quantitative estimation method of *C* factor by remote sensing and analyzes the influence of different land use patterns on *C* factor, in order to provide a reference for the further accurate estimation of large-scale *C* factor and comprehensive evaluation of soil and water conservation benefits of different land use patterns.

Keywords: vegetation cover and management factor; the northern slope of Tianshan Mountains; LSMM model; Pixel Binary model; ESTARFM model; temporal and spatial pattern; land use type

植被覆盖管理措施因子(Vegetation cover and management factor,以下简称C因子)用来表示植被覆盖和管理措施对土壤侵蚀的影响,是水力侵蚀模型中最敏感、易变化、可调节的因子,其空间分布特征及其影响因素备受关注^[1-2]。其他重要的土壤侵蚀风险因素,包括降雨侵蚀力因子(R)、土壤可蚀性因子(K)、坡长因子(L)和坡度因子(S),主要由自然条件决定,人为干扰较少,而C因子则是受人为干扰且可调节的关键因子^[3]。

通常利用遥感数据获取C因子的主要方法包括 土地利用/覆盖类型直接赋值法、植被指数估算法、植 被覆盖度估算法^[4]。土地利用/覆盖类型直接赋值法 根据不同的土地利用类型/植被覆盖级别进行C因子 的赋值^[4],该方法简单易行、应用广泛,但不能反映同 一土地利用类型/覆盖类型内C因子的时空异质性, 受土地利用/覆盖类型解译精度的限制[5-6]。植被指数 估算法首先建立小区实测C因子值与植被指数的回 归模型,再将该模型推广到研究区获取C因子^[4],但该 方法具有不确定性,这是由于其与植被分布、土壤反 射率和植物活力变化的相关性较差。植被覆盖度估 算法通过植被指数或混合像元分解反演流域、区域尺 度植被覆盖度,然后通过小区、坡面尺度C因子与植 被覆盖度的关系式估算流域、区域尺度C因子。作 为基于植被指数直接或间接计算C因子的替代方法, 植被覆盖度估算法通过混合像元分解估算绿色植被 覆盖的丰度,并根据C因子与植被覆盖度的关系式计 算得到C因子。混合像元分解中,线性光谱混合模型 (Linear Spectral Mixture Model, LSMM) 是提出最早且 应用最为广泛的方法。杨峰等^四将LSMM模型应用于 干旱、半干旱地区的植被覆盖度研究,解决了地物混 合像元问题,具有较好的效果。SCHMIDT等[®]通过 LSMM模型将瑞士草地分为植被、基岩/裸土/沥青、阴 影3个端元,基于实测数据建立C因子与植被覆盖度 的关系式,从而计算各时段的C因子,并加权各时段降雨侵蚀力比例,进而估算区域时空动态的C因子,结果表明,应用LSMM模型并考虑降雨、植被季节分布能够较为全面地反映C因子的空间变化特征。以往的研究中LSMM模型常把植被作为一个端元^[8-9],由于本研究位于天山北坡中段山区,植被种类丰富、时空差异较大,故根据研究区实际情况将植被细分为草地、灌木林地、乔木林地端元。因此,如何提高区域尺度长时间序列C因子的估算精度成为预测土壤侵蚀准确性的关键。

2013年第一次全国水利普查水土保持情况公报 数据显示^[10],新疆水力侵蚀面积为8.76×10⁴ km²,主要 分布在新疆北部的伊犁州、天山南北坡地带和阿尔泰 山南坡,主要发生在中低山区和丘陵地区[11]。新疆大 部分土壤侵蚀研究主要集中在降雨量较大的伊犁河 谷区域[12-13],而针对天山南北坡的相关研究较少。天 山山区降雨存在空间不均匀性,北坡(迎风坡)大于南 坡(背风坡)。降雨呈现山区高、平原低的格局。天山 北坡山区受季节性强降雨的影响,水力侵蚀尤为强 烈。乌鲁木齐县山区是天山北坡旅游经济和畜牧经 济发展旺盛的区域[14-15],因此以天山北坡中段乌鲁木 齐县山区为研究对象,选择研究区2000、2005、2010、 2015、2018年的Landsat、MODIS MOD13Q1遥感数据 和日降水数据,结合LSMM模型和像元二分模型分别 计算空间和时间上的植被覆盖度,基于增强型自适应 反射率时空融合模型(Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model, ESTARFM) 预测得 到高时空分辨率的植被覆盖度数据(分辨率30m,16 d),通过研究区植被覆盖度的实测值,验证反演模型 的精度。将时空融合后的植被覆盖度转换为各半月 时段的C因子,并结合各半月降雨侵蚀力比例进行年 内加权,得到乌鲁木齐县山区时空动态的C因子,以 期为进一步开展大尺度C因子的定量估算提供借鉴,

为新疆干旱区土壤侵蚀的研究及综合治理提供数据 支持。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

乌鲁木齐县山区位于新疆维吾尔自治区天山北 坡中段乌鲁木齐市西南(86°79′~87°93′E,43°66′~ 43°02′N),总面积约2952.38 km²。地势西南高、东北 低,海拔1155~4461m。乌鲁木齐县山区地形地貌 的多样性使不同海拔、坡位、坡面的水热条件不同,各 山地垂直带气候也各不相同。在垂直方向上,降雨量 随海拔高度的增加而递增,其中中部山区降雨最为丰 富,高山区降雨量有所下降,气温随海拔高度的增加 而降低:在水平方向上,坡向的不同导致太阳热量辐 射和水汽截流状况不同,造成不同坡向水热条件的不 同¹⁶。乌鲁木齐县山区迎风背阳,降雨量多,太阳辐 射少,较为湿润,多年平均降雨量为481.79 mm,大年 份 614.40 mm, 小年份 278.50 mm。一年中降雨主要 集中在5-8月,占年降雨量的68.46%。年平均气温 为3.07℃,月平均气温最高为16.80℃,月平均气温最 低为-16.00℃。研究区主要土壤类型有栗钙土、黑钙 土、灰褐土、黑毡土、草毡土等。研究区植被类型多 样,主要由草本(64.82%)、乔木(15.12%)和灌木 (0.93%)构成。研究区概况如图1所示。

1.2 数据获取

依据新疆的气候和植被生长状况,选择3—11月

作为研究时段。本研究所需的数据如下:①遥感影像 数据:选取2000、2005、2010、2015、2018年4-10月的 Landsat系列遥感影像(分辨率30m,16d),每个年份 选择质量较好的2景影像,共10景影像,轨道号均为 143/030(来源于美国地质调查局官网):获取以上5个 年份16d合成的MODIS MOD13Q1数据(分辨率250 m,16d),统一使用年积日表示数据的获取日期,即第 65天至第337天,每个年份各18景影像,共90景影 像,轨道号均为24/04(来源于Earth data)。②日降水 数据:获取以上5个年份乌鲁木齐牧试站、乌鲁木齐 站及周边区域共18个气象站点的日降水数据(来源 于中国气象数据网)。③土地利用数据:参照文献方 法四,采用二级分类体系,结合实际情况,将研究区土 地划分为13类(天然牧草地、人工牧草地、其他草地、 乔木林地、灌木林地、其他林地、裸土地、旱地、水浇 地、采矿用地、风景名胜设施用地、内陆滩涂、农村宅 基地),使用Landsat系列遥感影像、高分影像,通过人 机交互解译获取研究区 2000、2005、2010、2015、2018 年土地利用数据。基于土地利用类型的空间分布特 征,采用分层随机抽样方法,从每个时期的土地利用 分类图上提取200个样点,进行现场核查和Google Earth历史影像检验,总体分类精度均高于85%,符合 研究需求。

MODIS MOD13Q1数据使用MRT软件将HDF格 式转换成Tiff格式并进行归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)数据的导出、



图 1 研究区概况 Figure 1 Overview of the study area

投影转换、裁剪、最大值合成等处理。Landsat数据使 用 ENVI 5.3 软件进行预处理。辐射定标后采用 FLAASH (Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes)模型^[18]进行大气校正。同时以研 究区经校正的2015年Landsat TM 遥感影像作为标准 底图,采用二次多项式拟合法四对影像进行几何精纠 正,误差控制在0.5个像元内。受山脉的起伏和侧视 成像等影响,影像具有一定的阴影。因此为了校正山 区遥感影像的反射率,采用Teillet地形校正模型^[20]反 演得到地表反射率。

采用分层随机采样方法,考虑研究区土壤类型和 草地类型,结合流域完整性及地形坡位、土地利用类 型、禁牧与放牧状况,并根据样点的均匀性和可达性 设置25个采样点。野外采样工作于2019年7月开 展,样地大小为30m×30m,在样地对角线的两端和 中心3个1m×1m的样方核查实际土地利用类型,并 采用野外垂直向上照相法获取林地郁闭度,采用野外 垂直向下照相法获取草地、灌木林地的覆盖度。

1.3 研究方法

1.3.1 降雨侵蚀力因子

根据模型算法和数据获取情况,本研究采用日降 水数据计算半月降雨侵蚀力[21]。计算公式为:

$$R_{\# \exists i} = \alpha \times \sum_{k=1}^{m} (P_k)^{\beta}$$
(1)

式中: R_{*Ii} 为第i个半月的降雨侵蚀力因子,MJ·mm· $hm^{-2} \cdot h^{-1}$; *P*_k为半月中第 k 天的侵蚀性日降水量(≥12 mm),<12 mm以0计算,mm;m为半月内的天数,d;α、 β 是模型参数。

$$\alpha = 21.586\beta^{-7.189}$$
 (2)

$$\beta = 0.836 \ 3 + \frac{18.144}{P_{d12}} + \frac{24.455}{P_{y12}}$$
(3)

式中:Pd12和Pv12分别是日降水量≥12mm的日平均降 雨量和年平均降雨量,mm。

为了与一年内各时段的C因子时间序列统一,将 半月降雨侵蚀力模型改进为16d降雨侵蚀力模型。 应用式(1)、式(2)、式(3)计算18个气象站点每年3-11月(18个半月)的降雨侵蚀力,累加各半月降雨侵 蚀力得到年降雨侵蚀力。采用反距离权重插值 (Inverse Distance Weight, IDW) 方法^[22], 得到 2000、 2005、2010、2015、2018年研究区降雨侵蚀力因子。 1.3.2 线性光谱混合模型

高空间特征植被覆盖度的计算采用线性光谱混 合模型。线性光谱混合模型的主要过程包括数据预 处理、最小噪声分离(Minimum Noise Fraction, MNF) 变换^[23]、纯净像元指数(Pixel Purity Index, PPI)提 取^[24]、端元提取、线性光谱解混、精度分析等。

(1)端元提取

有效端元的选取是线性光谱混合模型的关键环 节。在对Landsat数据进行端元提取之前,首先进行 MNF变换,其结果用于PPI提取,获得相对纯净的像 元作为候选端元。最后利用N维可视化(N-Dimensional visualization)工具^[25]选取纯净的端元光谱,根据 ENVI 5.3软件光谱库中的"参考端元"、遥感影像上提 取的"影像端元",并与研究区土地利用图相结合,最 终确定了草地、乔木林地、灌木林地、裸岩和裸土5种 典型端元类型,并计算每个端元的平均光谱特征值, 以获得每个端元的光谱特征曲线(图2)。





(2)线性光谱解混

LSMM模型的原理是混合像元的反射率为像元 内每个组分反射率与其丰度的线性组合,它的基本假 设是混合像元每个组分的光谱彼此独立[20]。计算公 式为:

$$R_i = \sum_{j=1}^m f_j \times W_{i,j} + \varepsilon_i, \quad 0 \le f_j \le 1, \quad \sum_{j=1}^m f_j = 1$$
(4)

式中:*i*=1,…,*n*(*n*为光谱波段数);*j*=1,…,*m*(*m*为端元 数):R为i波段混合像元光谱反射率:f为i端元丰度: W_{ii} 为i端元在i波段上的光谱反射率: ε_i 为i波段残差。

本研究使用 ENVI-IDL 编程实现全约束线性光 谱解混。已知混合像元光谱反射率R_i和端元光谱反 射率 Wi,i, 通过全约束最小二乘算法 (Fully Constrained Least Squares, FCLS)^[27]反解端元丰度值fi。均 方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)用于评估线 性光谱解混结果的准确性,RMSE 值越小,解混精度 越高。计算公式为:

$$RMSE = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^{n} \varepsilon_{i}^{2}\right)/n}$$
(5)

本研究将获得的草地、乔木林地、灌木林地端元 组分丰度图进行叠加计算植被覆盖度(Landsat FGVC),得到每年各2景的高空间植被覆盖度数据 (分辨率30m,16d)。

1.3.3 像元二分模型

高时间序列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^[28]。 计算公式为:

$$FGVC = \frac{NDVI - NDVI_{\text{soil}}}{NDVI_{\text{veg}} - NDVI_{\text{soil}}}$$
(6)

式中:FGVC为植被覆盖度;NDVI为像元的归一化植 被指数;NDVI_{veg}和NDVI_{sol}分别为纯植被、纯土壤端元 的归一化植被指数。

本研究根据 MODIS 数据区域不同土地利用类型 在 95% 和 5% 的置信区间来确定 NDVIveg 和 NDVIsoil, 以每个时期的土地利用数据作为掩膜,将计算出的 不同土地利用类型的 NDVIveg 和 NDVIsoil 带入公式(6) 中,以实现植被覆盖度(MODIS FGVC)的估算,得到 每年各 18 景的高时间序列植被覆盖度数据(分辨率 250 m, 16 d)。

1.3.4 ESTARFM时空融合模型

Landsat 数据易受云雾和降雨天气的影响,无 法获取连续的高质量时间序列数据;MODIS数据具 有较好的时效性,但空间分辨率较低。因此采用 ZHU等^[29]提出的ESTARFM时空融合模型用于整合 Landsat *FGVC*空间数据(分辨率30 m,16 d)和MODIS *FGVC*时间数据(分辨率250 m,16 d),时空融合后得 到的ESTARFM *FGVC*与Landast *FGVC*数据空间分辨 率一致,与MODIS *FGVC*数据时间分辨率一致,得到 每年各 18景的ESTARFM *FGVC*数据(分辨率30 m, 16 d)。

1.3.5 植被覆盖管理措施因子

本研究采用蔡崇法等¹³⁰的方法,即根据*C*_i因子与 *FGVC*之间的关系式来估算*C*_i值,其值在0~1之间。 计算公式为:

$$C_{i} = \begin{cases} 1 & FGVC = 0\\ 0.650 \ 8 - 0.343 \ 6 \times \lg(FGVC) & 0 < FGVC \le 78.3\%\\ 0 & FGVC > 78.3\% \end{cases}$$
(7)

根据唐克丽^[31]对*C*因子的定义,将*FGVC*转化为 *C_i*,并结合18个半月降雨侵蚀力因子比例,计算得到 - 840 - *http://www.aed.org.cn*

年内加权平均C因子值。计算公式为:

$$C = \sum_{i=1}^{18} C_i \times R_i \tag{8}$$

式中:C_i指第*i*个半月的植被覆盖管理措施因子;R_i指 第*i*个半月的降雨侵蚀力占年降雨侵蚀力的比例;C 为年均植被覆盖管理措施因子。

根据式(7)、式(8)计算C因子,得到2000、2005、2010、2015、2018年研究区植被覆盖管理措施因子。

2 结果与分析

2.1 线性光谱解混精度分析

在空间建模方法中,选取空间分辨率为30m的 Landsat系列遥感影像数据,采用全约束最小二乘算 法进行线性光谱解混。研究以2015年8月18日(第 230天)的Landsat8影像数据为例,检验解混精度。 图3为线性光谱解混产生的均方根误差(RMSE)分布 图,像元最大RMSE值为0.0893,最小值为0.0012,平 均值为0.0274,绝大多数像元的RMSE值在0.0131 左右,大多数RMSE值小于0.0412。用于时空融合的 10景Landsat数据线性光谱解混RMSE值总体上低于 0.0463,线性光谱解混精度较高。

为了评估模型的准确性,使用研究区域中25个 采样点实测的植被覆盖度数据来验证模型的准确 性,对通过LSMM模型获得的植被覆盖度预测值与实 测值进行线性回归分析,得到图4,决定系数R²为 0.8402,RMSE为11.0455。两者的相关性散点相对 集中,拟合趋势线接近1:1对角线(y=x),斜率K为 0.8404,总体预测精度较高,LSMM模型可用于估测 研究区植被覆盖度。

2.2 ESTARFM时空融合精度分析

应用根据LSMM模型获得的空间特征植被覆盖 度和根据像元二分模型获得的时间序列植被覆盖度,



图3 均方根误差分布



2022年7月



Figure 4 The relationship between the measured and estimated values of vegetation coverage

采用 ESTARFM 时空融合模型获得研究区 2000、 2005、2010、2015、2018年(3—11月)共90景 ESTARFM *FGVC*数据(分辨率 30 m, 16 d)。相较于 Landsat *FGVC*数据, ESTARFM *FGVC*数据包含更多的植被时 间变化特征。此外,为进一步检验 ESTARFM *FGVC* 数据的空间变化特征,研究选择 2015年4月12日 (102 d)、2015年9月3日(246 d)以及 2015年4月7日 (97 d)、2015年8月29日(241 d)的两组 Landsat *FGVC* 和 MODIS *FGVC*数据作为输入数据,使用 2015年8月 13日(225d)的 MODIS *FGVC*数据来预测该时期的 ESTARFM *FGVC*数据,并利用 2015年8月18日(230 d)的 Landsat *FGVC*数据作为参考。通过对比 2015年 8月13日(225d)的 MODIS *FGVC*影像、2015年8月18 日(230d)的 Landsat *FGVC*影像和融合结果影像 ESTARFM *FGVC*(图5)发现,与 MODIS *FGVC*数据相 比,ESTARFM *FGVC*保留了 Landsat *FGVC*的空间分 布信息,影像纹理结构清晰,并且还包含 MODIS *FGVC*的时间变化信息。

由于仅凭视觉观察无法准确说明融合结果的 准确性,因此对预测结果进行定量分析。通过计算 ESTARFM FGVC和Landsat FGVC之间的差值来获得 差值频数分布图(图6),水平轴为像元差值,垂直轴 为像元差值频数。从图6中可以看出,差值接近0的 频数较高,说明实际影像与融合影像中大多数像元值 之间的差异很小。ESTARFM FGVC和Landsat FGVC 的差值平均值为1.9654,标准差为5.6635,分布较为 集中。其中差异较大的区域主要是地表植被空间格 局复杂的区域,尤其是乌鲁木齐县山区林草植被分布 相对零散的区域。融合结果与Landsat FGVC 相差不



图 a、d分别为真实影像 MODIS FGVC 局部与整体图;图 b、e 为预测影像 ESTARFM FGVC 局部与整体图;图 c、f 为真实影像 Landsat FGVC 局部与整体图 Figures a and d are the partial and overall images of the real image MODIS FGVC; Figure b and e are the partial and overall images of the predicted image ESTARFM FGVC; Figure c and f are the partial and overall image Landsat FGVC

图 5 ESTARFM 时空融合结果对比







大,大多数地区(92%)的差值绝对值小于10,总体预测精度高。

2.3 不同土地利用类型对植被覆盖度的影响

统计2000—2018年乌鲁木齐县山区年内(以16 d为间隔)的不同土地利用类型的植被覆盖度均值得 到图7。从图7中可以看出,植被生长始于第81天(3 月底),止于第321天(11月中旬);除裸土地外,总体 上各土地利用类型植被覆盖度均在第177天(6月底) 达到最大。乔木林地在一年中植被郁闭度最高,在 40%~70%之间;其次为人工牧草地、水浇地、风景名 胜设施用地、天然牧草地,年内植被覆盖度最高在 60%左右;裸土地的植被覆盖度最低,年内植被覆盖 度最高在25%左右。

2.4 植被覆盖管理措施因子时间变化特征

2000—2018年乌鲁木齐县山区 3—11月间春季 (3—5月)、夏季(6—8月)、秋季(9—11月)、雨季(4— 9月)、旱季(3月、10—11月)的C因子值见表1。由表 1可知,2000—2018年C因子随季节变化有所不同, 其中春秋两季的C因子值较大,且较为接近,夏季的 C因子值较小;C因子受雨旱季节演替变化影响较大, 其中旱季的C因子值均大于雨季,这主要是因为雨季 植被生长旺盛,地表植被能够有效地截留降雨,降雨 对土壤表面颗粒的影响随之降低。这表明当侵蚀性



图7 2000—2018年乌鲁木齐县山区年内不同土地利用类型植被覆盖度均值变化

Figure 7 The average change of vegetation coverage of different land use types in the mountainous area of Urumqi County from 2000 to 2018

表1 2000—2018年乌鲁木齐县山区不同季节、雨旱季的 C 因子均值

Table 1 The mean value of C factor in different seasons, rainy and dry seasons in the mountainous area of Urumqi County

from 2000 to 2018

年份 Year	春季(3—5月) Spring(March to May)	夏季(6—8月) Summer(June to August)	秋季(9—11月) Autumn(September to November)	雨季(4—9月) Rainy season(April to September)	旱季(3月、10—11月) Dry season(March, October to November)
2000	0.304 3	0.105 7	0.371 3	0.189 0	0.403 3
2005	0.345 6	0.183 1	0.374 6	0.226 2	0.450 8
2010	0.274 2	0.135 2	0.280 9	0.184 2	0.321 8
2015	0.254 4	0.111 0	0.270 3	0.152 0	0.331 8
2018	0.262 0	0.129 4	0.303 2	0.174 8	0.345 0

降雨集中的月份有较好的植被保护时,土壤流失较 少。而旱季地表植被覆盖少,甚至无植被覆盖,易引 起土壤侵蚀。植被对土壤的防护作用随着植被的生 长发育而逐渐改变。因此,研究区植被覆盖最差、降 雨侵蚀力较大的时段是土壤侵蚀的危险时期,在此期 间采取相应的防护措施能够有效防止土壤侵蚀的发 生。由研究区年际C因子的平均值(图8)可以看出, 2000—2018年C因子均值总体上呈现先上升后下降 趋势。

2.5 植被覆盖管理措施因子空间变化特征

经计算得到2000—2018年的乌鲁木齐县山区 С



图 8 2000—2018年乌鲁木齐县山区 C 因子均值年际变化 Figure 8 Interannual change of the mean value of C factor in the mountainous area of Urumgi County from 2000 to 2018

因子分布(图9)。从图9中可以看出,植被覆盖度对 C因子的影响较大,植被稀疏、植被结构简单甚至没 有植被覆盖的南部高山区C因子值较高;植被茂密、 植被结构复杂的北部中低山丘陵区C因子值较低。 2000—2018年研究区抵抗土壤侵蚀能力较强(C< 0.05)和较弱(C>0.3)的区域面积变化趋势如图10所 示。C<0.05的区域面积先由研究区总面积的20.38% (2000年)逐渐减小到15.41%(2010年),后迅速增大 到34.99%(2018年);而C>0.3的区域面积先由研究区 总面积的3.16%(2000年)迅速增大到22.58%(2005 年),后缓慢增大到23.19%(2010年),再逐渐减少到 14.34%(2018年)。起初由于超载放牧,植被破坏严 重,覆盖度低。从2010年实施草原生态保护补助奖 励机制以来,植被逐渐恢复,覆盖度大幅提高。

2.6 不同土地利用类型对植被覆盖管理措施因子的 影响

统计2000—2018年乌鲁木齐县山区年内(以16 d为间隔)的不同土地利用类型的C因子均值得到图 11。从图11中可以看出,2000—2018年乌鲁木齐县 山区年内C因子均值总体呈现先下降后上升的趋势, 与植被覆盖度年内变化趋势相反,这表明较好的植被 覆盖可降低土壤侵蚀。研究区C因子值的分布与土 地利用类型密切相关。裸土地的C因子值最高,主要 分布在海拔>3000m的高山区域;其次是其他林地、





Figure 9 The spatial distribution of C factor in the mountainous area of Urumqi County from 2000 to 2018



Figure 10 Interannual change of the percentage of the pixel number of the *C* factor value in the mountainous area of Urumqi County from 2000 to 2018

采矿用地、其他草地、灌木林地、旱地,主要分布在海 拔1600~2000 m之间的山前冲积扇区域。而乔木林 地、人工牧草地、天然牧草地的C因子值最低,主要分 布在海拔2000~3000 m之间植被覆盖度较高的中低 山丘陵区域。乌鲁木齐县山区天然牧草地和乔木林 地面积占比较大,且草地面积大于林地面积,C因子 值估算结果总体呈现出草地>林地的特点,表明不 同土地利用类型的水土保持功效有所不同,一般表现 为林地>草地。不同林地利用类型C因子表现为其他 林地>灌木林地>乔木林地,符合C因子的实际分 布特征。

3 讨论

由于C因子受侵蚀性降雨的季节性分布以及地 表植被覆盖时间变化特征的影响^[32],本研究结合区域 植被生长周期,选取多期遥感影像计算年内各时段的

C因子,并利用各时段的降雨侵蚀力比例来修正C因 子。SCHMIDT 等¹⁸¹的研究表明:与年度C因子相比 较,侧重于四季或一年12个月C因子的动态方法能 够减少年度C因子计算中的误差:采用植被各生长期 时空变化的R因子和C因子的组合能更准确地评估C 因子动态,同时确定易受侵蚀的区域和季节。C因子 与植被覆盖度的变化趋势相反,主要是因为良好的地 表植被覆盖能够防止雨滴飞溅侵蚀,减缓地表径流, 降低土壤侵蚀风险,这与已有研究131结果一致。张晓 艳等[34]对不同土地利用类型的土壤侵蚀进行研究,结 果表明同一降雨时间内,地表径流量表现为草地>林 地,林地的水土保持功效优于草地,这与本研究结果 基本一致。林杰等四对不同林地利用类型的C因子进 行研究,结果表明林地的水土保持功效最大,灌木林 地次之,疏林地最差,这与本研究结果基本一致。天 山北坡处于迎风坡,降雨量相对较大,影响C因子的 主要气候因素为降雨。本研究结果表明,一年中5-8月为主要的降雨期,C因子值较小,这主要是因为该 时期植被生长较为旺盛,地表植被覆盖度较高,能够 有效地截留降雨,减小径流对土壤的冲刷。降雨侵蚀 力年内分配与地表植被覆盖季节变化的配合状况对 土壤侵蚀有较大影响,而在暴雨集中期,植被覆盖较 差时,土壤流失最为严重,这与已有研究^[33]结果一致。

随着畜牧业的不断发展,牧场的载畜量日益增 大,草地退化问题严重,草畜矛盾日趋尖锐。自2010 年10月以来,国务院对8个主要草原牧区(包括新疆) 实施草原生态保护补助奖励机制,每年把大额补助资 金用于草原禁牧补助、草畜平衡奖励、牧草良种补助 和牧户生产性补助等方面,起到很好的效果^[35]。植被 覆盖度是草地退化监测的关键指标之一,起初草地严





重超载和过度放牧,草地植被受到严重破坏,植被覆盖 度降低。自2010年以来,一系列措施的实施,例如禁 牧休牧、划区轮牧、舍饲圈养等,使植被得到恢复,植被 覆盖度增加。C因子与植被覆盖度之间具有密切的联 系,2000—2018年乌鲁木齐县山区C因子呈先上升后 下降的趋势。

本研究对天山北坡中段乌鲁木齐县山区C因子的定量估算也存在不足。新疆天山北坡草地受季节变化影响明显,可能导致结果具有一定偏差;同时本研究所使用的Landsat影像分辨率较低,端元选取时未考虑草地非光合植被、阴影等,这也可能会对结果产生影响。因此在今后的研究中应当使用高分辨率影像,并深入探讨基于光谱混合模型的C因子应用研究。

4 结论

本研究根据不同的卫星遥感数据(Landsat和 MODIS MOD13Q1)、日降水数据、土地利用数据、植被 覆盖度实测数据等,结合LSMM模型、像元二分模型 和ESTARFM模型计算C因子,并分析C因子的时空 格局特征及不同土地利用类型对C因子的影响,得出 以下结论:

(1)10景 Landsat 数据线性光谱解混精度较高,对研究区植被覆盖度的估测结果较为理想。 ESTARFM 算法生成的具有高时空分辨率的 ESTARFM FGVC数据不仅增加了 Landsat FGVC的 空间特征,而且包含 MODIS FGVC 的时间序列。 ESTARFM FGVC与 Landsat FGVC 相差不大,差值趋 近于0的像元数量占比较大,总体预测精度较高。

(2)2000—2018年C因子均值总体呈现先上升后 下降趋势。C因子值随季节、雨旱季变化而变化,表 现为秋季>春季>夏季、旱季>雨季。基于植被覆盖度 和C因子的年内变化特征可知,植被覆盖度较大的时 段C因子值较小。C因子值呈现南部高山区较高、北 部中低山丘陵区较低的格局。C因子值估算结果呈 现出草地>林地的特点,说明不同土地利用类型的水 土保持功效有所不同,对水土保持而言,林地是最有 效的土地利用类型。

参考文献:

[1] 徐勤学, 李春茂, 李朝霞, 等. 三峡库区紫色土坡地作物覆盖与管理 因子 C 值估算[J]. 水土保持研究, 2019, 26(2):175-179. XU Q X, LI C M, LI Z X, et al. Calculation and analysis of C-value of crop cover and management factor in purple soil of sloping land in Three Gorges reservoir area[J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2019, 26 (2):175-179.

- [2] 林杰, 董波, 潘颖, 等. 南京市植被覆盖管理措施因子的时空格局动态变化[J]. 生态与农村环境学报, 2019, 35(5):617-626. LIN J, DONG B, PAN Y, et al. Spatial and temporal dynamic changes of vegetation cover and management factor in Nanjing City[J]. Journal of Ecology and Rural Environment, 2019, 35(5):617-626.
- [3] 吴昌广,李生,任华东,等. USLE/RUSLE模型中植被覆盖管理因子的遥感定量估算研究进展[J].应用生态学报,2012,23(6):1728-1732. WU C G, LI S, REN H D, et al. Quantitative estimation of vegetation cover and management factor in USLE and RUSLE models by using remote sensing data: A review[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2012, 23(6):1728-1732.
- [4] 冯强, 赵文武. USLE/RUSLE 中植被覆盖与管理因子研究进展[J]. 生态学报, 2014, 34(16):4461-4472. FENG Q, ZHAO W W. The study on cover-management factor in USLE and RUSLE: A review[J]. Acta Ecologica Sinica, 2014, 34(16):4461-4472.
- [5] WANG G, WENTE S, GERTNER G Z, et al. Improvement in mapping vegetation cover factor for the universal soil loss equation by geostatistical methods with Landsat Thematic Mapper images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23(18):3649–3667.
- [6] WIJESUNDARA N C, ABEYSINGHA N S, DISSANAYAKE D. GISbased soil loss estimation using RUSLE model: A case of Kirindi Oya River basin, Sri Lanka[J]. Modeling Earth Systems and Environment, 2018, 4(1):251-262.
- [7] 杨峰, 李建龙, 杨文钰, 等. 基于线性光谱混合模型的荒漠草地覆盖 度估测[J]. 农业工程学报, 2012, 28(7):243-247. YANG F, LI J L, YANG W Y, et al. Assessing vegetation coverage of desert grassland based on linear spectral mixture model[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2012, 28(7):243-247.
- [8] SCHMIDT S, ALEWELL C, MEUSBURGER K. Mapping spatio-temporal dynamics of the cover and management factor (*C*-factor) for grasslands in Switzerland[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 211 (4):89-104.
- [9] 黄作维, 胡光伟, 谢世雄. 基于光谱解混的城市地物分类研究[J]. 农业机械学报, 2018, 49(10):205-211. HUANG Z W, HU G W, XIE S X. Investigation on urban object classification based on spectral unmixing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(10):205-211.
- [10] 水利部.第一次全国水利普查水土保持情况公报[J]. 中国水土保持, 2013, 34(10):2-3, 11. Ministry of Water Resources of the People's Republic of China. Bulletin of first national water census for soil and water conservation[J]. Soil and Water Conservation in China, 2013, 34(10):2-3, 11.
- [11] 陈顺礼. 新疆水土流失现状及变化趋势分析[J]. 中国水土保持科学, 2013, 11(S1):93-97. CHEN S L. Analysis of soil loss present situation and variation trend in Xinjiang[J]. Science of Soil and Water Conservation, 2013, 11(S1):93-97.
- [12] 李小华, 曹月娥, 杨建军. 人工模拟降雨条件下伊犁河流域黄土区 土壤侵蚀试验分析[J]. 水土保持学报, 2016, 30(1): 36-40. LI X

农业资源与环境学报·第39卷·第4期

H, CAO Y E, YANG J J. Experimental analysis of soil erosion in the loess area of Ili River basin under artificial simulation of rainfall[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2016, 30(1):36–40.

- [13] 李宏薇,许尔琪,张红旗. 伊犁河谷土壤侵蚀综合分区[J]. 中国农业资源与区划, 2018, 39(4):116-124. LIHW, XUEQ, ZHANGHQ. Soil erosion regionalization in Ili River Valley[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2018, 39(4): 116-124.
- [14] 李娜, 王新军, 卢刚, 等. 2000—2017年天山北坡西白杨沟流域土 壤侵蚀时空变化分析[J]. 干旱区资源与环境, 2021, 35(3):73-79.
 LI N, WANG X J, LU G, et al. Temporal and spatial changes of soil erosion in Xibaiyanggou watershed on the northern slope of Tianshan Mountains from 2000 to 2017[J]. Arid Land Resources and Environment, 2021, 35(3):73-79.
- [15] 桂海月,王新军,常梦迪,等.旅游干扰下的天山北坡水蚀经济损失评估——以西白杨沟流域山地景区为例[J].农业资源与环境学报,2021,38(3):512-521. GUI H Y, WANG X J, CHANG M D, et al. Evaluation of water erosion loss on the northern slope of Tianshan Mountains under tourism disturbance:Taking west Baiyanggou watershed mountain scenic spot as an example[J]. Journal of Agricultural Resources and Environment, 2021, 38(3):512-521.
- [16] 苏清荷. 天山北坡主要草地类型生产力与气候相关性的研究[D]. 乌鲁木齐:新疆农业大学, 2010:9. SU Q H. Study on relationship between NPP and climate of major rangeland types in northern slope of Tianshan Mountain[D]. Urumqi: Xinjiang Agricultural University, 2010:9.
- [17] 刘纪远. 国家资源环境遥感宏观调查与动态监测研究[J]. 遥感学报, 1997, 1(3):225-230. LIU J Y. Study on national resources & environment survey and dynamic monitoring using remote sensing[J]. *Journal of Remote Sensing*, 1997, 1(3):225-230.
- [18] PERKINS T, ADLER-GOLEN S, MATTHEW M, et al. Speed and accuracy improvements in FLAASH atmospheric correction of hyperspectral imagery[J]. Optical Engineering, 2012, 51(11):111707.
- [19] ZHOU G Q, YUE T, SHI Y J, et al. Second-order polynomial equation-based block adjustment for orthorectification of DISP imagery[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(8):680-685.
- [20] TEILLET P M, GUINDON B, GOODENOUGH D G. On the slope-aspect correction of multispectral scanner data[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 1981, 8(2):84-106.
- [21] 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[J]. 地理科学,2002,22(6):705-711. ZHANG W B, XIE Y, LIU B Y. Rainfall erosivity estimation using daily rainfall amounts[J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2002, 22(6):705-711.
- [22] 李新, 程国栋, 卢玲. 空间内插方法比较[J]. 地球科学进展, 2000, 15(3): 260-265. LI X, CHENG G D, LU L. Comparison of spatial interpolation methods[J]. Advance in Earth Sciences, 2000, 15(3): 260-265.
- [23] MIAO L D, QI H R. Endmember extraction from highly mixed data using minimum volume constrained nonnegative matrix factorization[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(3):

765-777.

- [24] BOARDMAN J W, KRUSE F A, GREEN R O. Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data[C]. United States: JPL Publication, 1995.
- [25] BOARDMAN J W. Automated spectral unmixing of AVIRIS data using convex geometry concepts[C]. United States: JPL Publication, 1993.
- [26] ADAMS J B, SMITH M O, JOHNSON P E. Spectral mixture modeling: A new analysis of rock and soil types at the Viking Lander I site [J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 1986, 91 (B8): 8098-8112.
- [27] HEINZ D C, CHANG C I. Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in Hyperspectral imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(3):529-545.
- [28] CHOUDHRUY B J, AHMED N U, IDSO S B, et al. Relations between evaporation coefficients and vegetation indices studied by model simulations[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 50(1):1–17.
- [29] ZHU X L, CHEN J, GAO F, et al. An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions [J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(11):2610–2623.
- [30] 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.
- [31] 唐克丽.中国水土保持[M].北京:科学出版社, 2004:321. TANG
 K L. Soil and water conservation in China[M]. Beijing: Science Press, 2004:321.
- [32] 黄俊, 金平伟, 姜学兵, 等.南方红壤区植被覆盖因子估算模型构 建与验证[J]. 农业工程学报, 2020, 36(17):106-114. HUANG J, JIN P W, JIANG X B, et al. Model construction and verification of vegetation cover and management factor in southern red soil region of China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(17):106-114.
- [33] 黑哲, 王飞, 韩剑桥, 等. 退耕还林(草)以来陕北白于山区植被覆盖与土壤侵蚀强度变化[J]. 水土保持研究, 2020, 27(4): 39-46. HEI Z, WANG F, HAN J Q, et al. Change in vegetation cover and soil erosion in Baiyushan Hilly area since the grain for green project[J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2020, 27(4): 39-46.
- [34] 张晓艳, 李琴书.不同土地利用方式对土壤侵蚀及养分流失的影响[J].水土保持研究, 2018, 25(5):12-17. ZHANG X Y, LI Q S. Effects of land use types on soil erosion and soil nutrient losses in purple soil[J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2018, 25(5):12-17.
- [35] 靳素平. 新疆退牧还草工程存在的问题及对策探讨[J]. 畜牧兽医科学, 2017(4):75. JIN S P. Discussion on the problems and countermeasures of the project of returning grazing to grassland in Xinjiang [J]. Graziery Veterinary Sciences, 2017(4):75.