

DOI: 10.20103/j.stxb.202404090760

李润阳, 陈佳, 杨新军, 尹莎, 徐俐, 白玉玲. 基于优化的支持向量机模型评估和预测社会-生态系统脆弱性——以陕南秦巴山区为例. 生态学报, 2025, 45(5): 2281-2297.

Li R Y, Chen J, Yang X J, Yin S, Xu L, Bai Y L. Assessment and prediction of social-ecological systems' vulnerability based on optimized SVM model: a case study of the Qinling-Daba Mountains in southern Shaanxi. Acta Ecologica Sinica, 2025, 45(5): 2281-2297.

基于优化的支持向量机模型评估和预测社会-生态系统脆弱性

——以陕南秦巴山区为例

李润阳¹, 陈佳^{1,2}, 杨新军^{1,2,*}, 尹莎³, 徐俐⁴, 白玉玲¹

1 西北大学城市与环境学院, 西安 710127

2 陕西省地表系统与环境承载力重点实验室, 西安 710127

3 西安财经大学管理学院, 西安 710100

4 云南大学地球科学学院, 昆明 650500

摘要:随着人类活动干扰不断加剧,促使我国山区人地关系发生了重大变化,从社会-生态系统视角动态评估和预测秦巴山区社会-生态系统脆弱性(SESV)的演化与特征,对实现我国山区生态保护与高质量发展具有重要的实践意义。利用空间显式脆弱性模型模型,将 SESV 分解为暴露风险、敏感性和适应能力三个维度共 48 个指标,定量评估了 2000—2020 年陕南秦巴山区 SESV 及其各维度的空间分布特征,随后构建支持向量机模型,通过对比三种算法优化后的模型精度选取最优模型并预测 2020—2050 年陕南秦巴山区 SESV 及其各维度的时空分布和演化特征。结果显示:① 陕南秦巴山区的 SESV 整体处于中低脆弱水平,在空间上呈现“中部高,南北低”的分布格局。② 粒子群算法优化的支持向量机模型的准确性最优,且选取合适的训练样本数量能进一步改善预测性能。③ 预测结果显示,陕南秦巴山区 SESV 得到了显著降低,社会-生态系朝着良好态势发展。其中,暴露风险与 SESV 具有趋同性且地区间的差异变小,敏感性与适应能力维度均呈现“西高东低”的态势但地区间的差异并未缓解。研究旨在通过中国山区典型案例分析为 SESV 评估与预测提供参考依据。

关键词:社会-生态系统;脆弱性;支持向量机模型;优化算法;陕南秦巴山区

Assessment and prediction of social-ecological systems' vulnerability based on optimized SVM model: a case study of the Qinling-Daba Mountains in southern Shaanxi

LI Runyang¹, CHEN Jia^{1,2}, YANG Xinjun^{1,2,*}, YIN Sha³, XU Li⁴, BAI Yuling¹

1 College of Urban and Environment Science, Xi'an 710127, China

2 Shaanxi Key Laboratory of Earth Surface System and Environmental Carrying Capacity, Xi'an 710127, China

3 Department of Management, Xi'an University of Finance and Economics, Xi'an 710100, China

4 School of Earth Sciences, Yunnan University, Kunming 650500, China

Abstract: As human activities increasingly disrupt the environment, significant changes have occurred in the human-environment relationship in China's mountainous regions. Assessing and predicting the dynamics of social-ecological system vulnerability (SESV) in the Qinling-Daba Mountains is crucial for ecological conservation and sustainable development in

基金项目:国家自然科学基金(42471321);西北大学 2024 年研究生创新项目(CX2024178)

收稿日期:2024-04-09; **网络出版日期:**2024-11-28

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: yangxj@nwu.edu.cn

China's mountainous regions, offering valuable insights from a social-ecological perspective. This study employs the Spatially Explicit Resilience-Vulnerability (SERV) model to decompose SESV into three dimensions: exposure risk, sensitivity, and adaptive capacity, using a total of 48 indicators. Quantitative assessments from 2000 to 2020 reveal the spatial distribution patterns of SESV and its dimensions within the Qinling-Daba Mountains of southern Shaanxi. Subsequently, a support vector machine model was constructed, and by comparing the accuracy of models optimized by three different algorithms, the optimal model was selected to predict the spatiotemporal distribution and evolutionary characteristics of SESV and its dimensions in the Qinling-Daba Mountains from 2020 to 2050. The results indicate that: (1) The overall SESV in the Qinling-Daba Mountains generally falls within a medium to low vulnerability range, exhibiting a spatial distribution that is higher in the central areas and lower in the northern and southern regions. (2) The accuracy of the support vector machine model optimized by the particle swarm algorithm is the best, and selecting an appropriate number of training samples can further improve prediction performance. (3) The predictions show a significant reduction in SESV in the Qinling-Daba Mountains, with the social-ecological systems developing in a positive direction. The exposure risk shows a convergence with SESV, and regional differences have decreased. However, the sensitivity and adaptive capacity continue to display a "higher in the west, lower in the east" pattern, with no alleviation in regional differences. Based on the evaluation and forecasting results, targeted and systematic management strategies are proposed. On one hand, under the socio-ecological system framework, mountainous region development needs to balance socio-economic growth with environmental and ecological needs. The research focus should emphasize the trade-offs between the economy and the environment in mountainous areas. On the other hand, policymakers should be aware that ecological improvements driven by administrative constraints and financial incentives may lead to rebound effects. Therefore, it is crucial to promote eco-industries aligned with local resource endowments and ecological characteristics while moderately developing industry. This study aims to provide a reference for SESV assessment and prediction through an analysis of a typical mountainous region in China.

Key Words: social-ecological systems; vulnerability; support vector machine model; algorithm optimization; Qinling-Daba Mountains of southern Shaanxi

21 世纪以来,随着社会经济的持续发展和城市化进程的加速推进,大规模、高强度的人类活动及其所导致的全球环境变化正在深刻改变社会-生态系统的格局和过程,严重地制约了社会经济的持续发展^[1],使得社会与生态可持续发展的核心问题日益凸显,特别是人地关系方面的矛盾逐渐显现^[2]。2015 年中共中央《生态文明体制改革总体方案》提出以正确处理人与自然关系为核心,以解决生态环境领域突出问题为导向,推动形成人与自然和谐发展的现代化建设新格局。因此,关注区域系统脆弱性以应对灾害风险以及生态环境修复等问题成为学者的研究重点。随着传统人地关系的研究向社会-生态系统理论深入,如何从社会-生态系统整合视角科学评估和预测社会-生态系统脆弱性 (SESV) 的状况和变化,并据此提出针对性的系统适应性治理思路,对区域可持续管理和政策制定具有重要的学术和实践意义^[3-4]。

社会生态系统结合脆弱性框架为传统人地系统研究提供了新的思维方式与视角^[5-6]。脆弱性的概念起始于生态系统,通常被视为系统及其要素缺乏抗拒干扰并恢复初始状态的能力,被用作度量或评估的一种指标。Timmerman 认为脆弱性是灾害对系统造成不良影响的程度^[7]。随后,研究逐渐扩展到探究社会系统脆弱性^[8]以及自然-人文系统耦合的脆弱性^[5]。与传统的单一维度脆弱性研究相比,SESV 将人类社会系统和自然生态系统整合在一起,涵盖了暴露风险、敏感性、适应能力等多个要素,为脆弱性研究提供了新的思路^[9-12]。随着研究由概念向实证进展,学者们提出了脆弱性的理论模型和分析框架。其中,脆弱性理论模型涵盖了多学科领域^[13],如生态风险领域的 R-H (risk-hazards) 模型^[14]、PAR (pressure and release) 模型^[15];社会经济学脆弱性领域的“三角模型”^[16];以及社会-生态耦合系统脆弱性的 AHV (airlie house vulnerability) 模

型^[5]和空间显式脆弱性(SERV)模型^[17],对当前的脆弱性评估研究具有重要的推动作用。其中,Frazier 等人^[17]指出,许多脆弱性评估过于注重敏感性分析,而忽视了暴露风险、敏感性和适应能力对脆弱性的整体影响。为此,他们提出 SERV 模型,综合考虑了暴露风险、敏感性和适应能力,并利用该模型分析了佛罗里达州的脆弱性分布情况。陈佳等人^[18]则运用 SERV 模型结合 OWA 算法对榆林市 SESV 进行了演化趋势分析和模拟。该模型更加关注了这三个维度结合而产生的脆弱性影响。例如,高脆弱性区域未必由高暴露风险导致,而低脆弱性区域的暴露风险也未必高^[19]。这对于县域以下尺度的灾害减缓、适应规划以及有限资源的有效分配具有重要意义。近年来学者则开始关注脆弱性与韧性、适应性之间的关系,试图建立一个整合框架进行实证研究^[20]。

尽管脆弱性研究已从原有的单一自然生态系统扩展到了人地耦合系统,但目前的研究仍然存在一些不足。特别是在对脆弱性的模拟预测方面,往往偏重于自然生态系统而忽视了社会-经济耦合系统。例如,目前研究多集中于利用定性预测法^[21]、情景分析法^[22]、灰色预测模型^[23]、Markov 模型^[24]、CENTURY 模型^[25]以及机器学习方法等对生态脆弱性进行模拟预测。其中,支持向量机模型(SVM)因其能在很大程度上解决过拟合、非线性等难以克服的难题,得到了越来越广泛的应用^[26]。在利用 SBM 模型进行预测的过程中,模型参数选择对预测的结果至关重要,因此如何进行模型参数优化也成为该领域的热点问题^[27]。尽管近年来随机森林、粒子群和支持向量机等机器学习模型在脆弱性评估中得到了应用,通过避免主观因素的影响提高模拟评价的准确性,但往往仅侧重于降雨、洪涝等灾害脆弱性方面^[27-29],忽略了社会经济的影响,也仅有少数文献聚焦于关于自然与社会相互作用的人类-环境耦合系统脆弱性的预测^[30]。

改革开放以来,山区社会经济发展取得了一定进展,但人类活动以及社会经济带来的效益使资源环境问题凸显,人地关系矛盾成为制约山区生态环境和社会可持续发展的核心问题。陕南秦巴山区是中国地质灾害、水土流失等问题严重的生态脆弱区。“十五”时期,陕南秦巴山区进入快速发展阶段,然而,由于生态环境脆弱、资源有限、人口变化以及土地过度开发利用等因素的影响,该地区的人地矛盾问题日益突出^[31]。目前,秦巴山区仍然是中国人地关系矛盾突出的典型地区之一。本文选取陕南秦巴山区这一典型案例地,选取 2000—2020 年指标动态评估 SESV 及其暴露风险、敏感性和适应能力维度的空间分布,并构建三种算法优化的支持向量机模型,通过对比精度选取最优模型预测 2020—2050 年 SESV 及各维度的空间分布和演化特征。本文期望通过陕南秦巴山区这一案例分析为 SESV 评估及预测提供参考案例,使决策部门在掌握 SESV 作用机理、了解区域 SESV 现状的基础上,针对相应研究区域制定相应的预防与保护政策。

本研究的创新点主要体现在两个方面:首先,本文在社会-生态耦合系统视角下构建一个整合框架,综合考虑了暴露风险、敏感性和适应能力多个维度,从过去-现状评估到未来预测进行 SESV 的全链条动态分析,为 SESV 评估提供了更加全面和系统的方法。其次,首次结合 SERV 模型和多种算法优化的 SVM 模型,通过对比不同算法的精度选取最优模型,为脆弱性时空动态预测提供科学的算法选择依据。

1 研究区概况

陕南秦巴山区(图 1)位于东经 105°29′—111°01′,北纬 31°42′—34°25′之间,是中国集中连片特困地区之一,也是脱贫攻坚战的主战场之一。该地区地域辽阔,涵盖了陕西南部地域,包括汉中、安康和商洛三市,共 28 个区县,总土地面积达 69950.3km²,占陕西省土地总面积的 34%。地形复杂多样,以山地和丘陵为主,地势起伏较大。根据 2020 年数据显示,该地区总人口约为 774.61 万人,年平均气温为 14.3℃,年平均降水量达 847.1mm。陕南秦巴山区的经济状况相对薄弱,农户生计面临较大压力,贫困程度深,致贫原因复杂。地理环境的封闭性导致该地区受自然灾害影响频繁,包括洪涝、干旱以及山体滑坡等多种灾害,因此被划分为我国六大泥石流高发区之一。劳动力素质普遍偏低,缺乏相关技能和经营能力,导致市场风险承受能力薄弱。区域发展存在明显差异,产业支撑能力不足,基础设施和交通条件亦相对落后,公共服务能力发展迟缓,科技支撑相对滞后。此外,该地生态环境面临着严重的挑战,开发与保护之间存在明显矛盾。人类活动对社会-生态系

统的影响日益加剧,需要采取有效措施加以缓解。

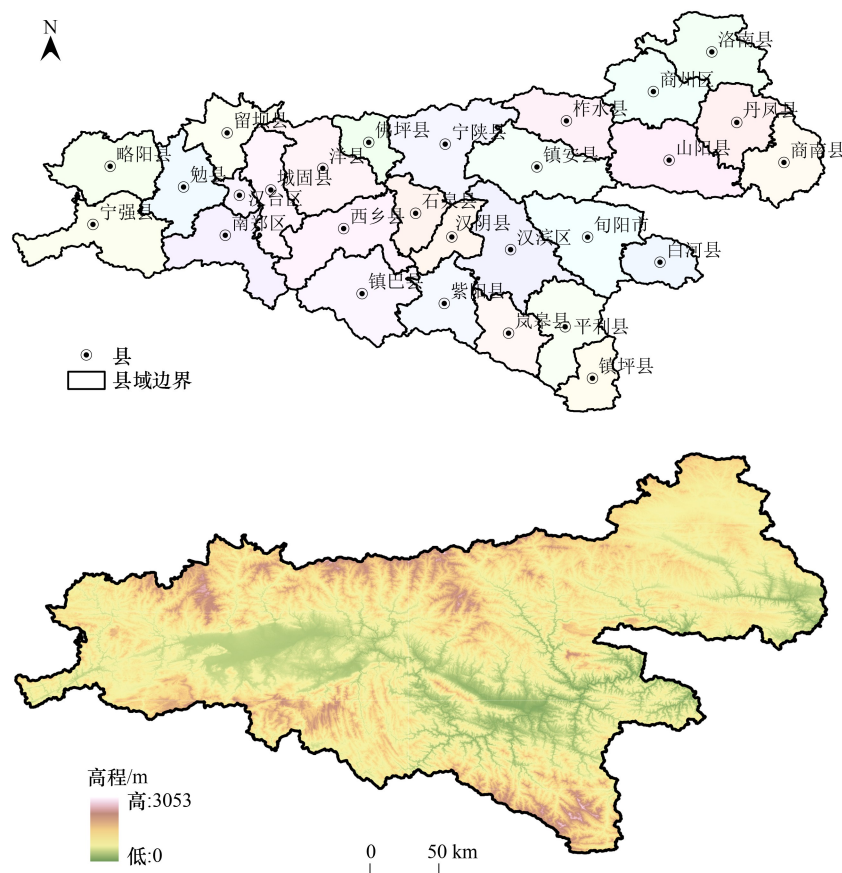


图1 研究区地理位置

Fig.1 Location of the study area

2 思路与方法

2.1 研究流程

本文利用空间显式脆弱性(SERV)模型将 SESV 分解为暴露风险、敏感性与适应能力三个维度共 48 个指标,利用 Critic 赋权法计算每个正负向指标的权重,并通过综合指数法刻画陕南秦巴山区 2000—2020 年 SESV 及各维度图层。随后将 2000—2020 年 SESV 及其各维度的样本数据构建算法优化的支持向量机模型,比较粒子群算法、遗传算法和模拟退火算法优化的支持向量机模型精度,并选取最优模型。最后使用最优模型预测 2025—2050 年陕南秦巴山区 SESV 及各维度数据,以分析其时空动态演化规律及变化趋势(图 2)。

2.2 社会-生态系统脆弱性指标体系构建

2.2.1 暴露风险指标

灾害和贫穷一直是制约陕南秦巴山区发展的主要问题。由于气候变化、地质脆弱以及人类工程等因素,导致滑坡、泥石流等地质灾害数量多、分布广、次数频繁,造成了严重的水土流失和生态环境破坏。此外,陕南秦巴山区雨量充沛,特别是局部山区存在暴雨中心,面临着严重的洪涝风险。同时,区域内土地利用强度依然严重,使得系统易暴露在风险^[5](扰沌和压力)当中。针对陕南秦巴山区的暴露风险,选取地质灾害、气象气候、水土流失以及人类活动 4 个要素描述。考虑到指标的数据的波动性和数据间的相互关系,采用 Critic 赋权法对指标进行赋权。变异性和冲突性均无异常值(表 1)。最后,将暴露风险 4 要素通过 ArcGis 栅格叠加运算得到暴露风险图层。

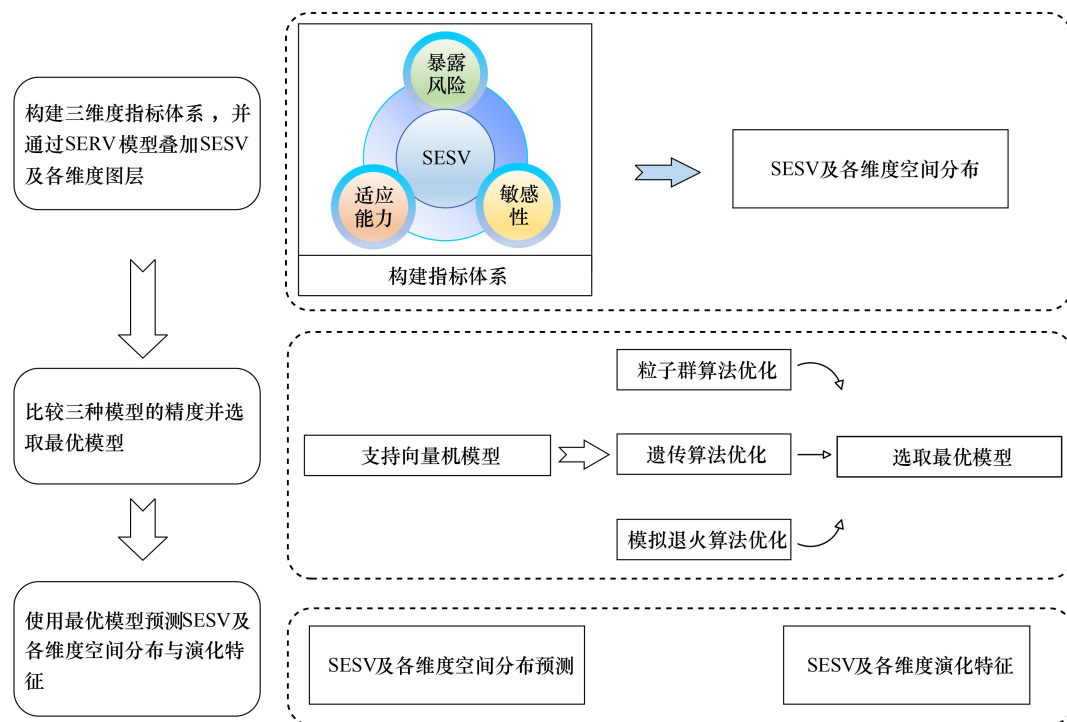


图2 研究流程

Fig.2 Research process

SESV:社会-生态系统脆弱性 Social-ecological systems' vulnerability;SERV:空间显式脆弱性模型 Spatially explicit resilience-vulnerability model

表1 暴露风险指标体系

Table 1 Indicator system of exposure

维度层 Dimensional layer	要素层 Elemental layer	指标层 Indicator layer	权重 Weight	指标说明 Description of indicators
暴露风险 Exposure	地质灾害	地质灾害易发性 ^[32]	0.2167	高程、坡度、曲率、降水、距离河流距离、距离道路距离以及 NDVI 的信息量
	气象气候	SPEI 标准化蒸散发指数 ^[33]	0.2706	
		SRI 标准化径流指数 ^[34]	0.2389	
	水土流失	通用土壤流失方程 ^[35]	0.0916	通用土壤流失方程的要素为:降雨侵蚀力因子(R) ^[36] ,土壤可蚀性因子(K),坡长因子(L) ^[37] ,坡度因子(S) ^[38] ,植被覆盖因子(C) ^[39] ,水土保持措施因子(P) ^[40]
	人类活动	土地利用强度	0.1821	

SPEI:标准化蒸散发指数 Standardized precipitation evapotranspiration index;SRI:标准化径流指数 Standardized streamflow index;NDVI:归一化植被指数 Normalized difference vegetation index

2.2.2 敏感性和适应能力指标

社会生态系统中的敏感性反应了系统面对风险时所固有的反应特质,即所处的状态。而适应能力反应了社会-生态系统面临暴露风险扰动时所做出的反应和应对能力^[41]。陕南秦巴山区以农业经济为主,多数属于贫困山区县域,生态破坏较为严重,能源消耗量等生态环境指标以及当地经济发展水平指标更可能成为系统敏感性的关键因子,而主要农作物产值和产量等指标更适合表征该地应对脆弱性风险的适应能力。本文结合陕南秦巴山区研究区具体情况和统计资料并筛选指标,选取生态环境、经济发展、资源利用、景观格局 4 维度 22 个指标因子进行敏感性评估,选取生产效率、教育技术、基础设施、防灾减灾 4 维度 21 个指标因子进行适应能力评估。确定适应能力和敏感性 43 个指标的性质后标准化处理,并采用 Critic 权重分析法进行赋权。最后,通过 ArcGis 栅格叠加运算分别得到敏感性(表 2)和适应能力(表 3)图层。

表 2 敏感性指标体系

Table 2 Indicator system of sensitivity

维度层 Dimensional layer	要素层 Elemental layer	指标层 Indicator layer	指标性质 Nature of indicators	权重 Weight
敏感性 Sensitivity	生态环境	坡度	+	0.0318
		植被覆盖率	-	0.0147
		碳排放量	+	0.0464
		碳固存量	-	0.0456
		日照时间	*	0.0478
	经济发展	工业废气、废水和固体废物排放量	+	0.0996
		工业综合能源消费总量	*	0.0920
		人均国内生产总值	-	0.0447
		产业结构依赖性指数	+	0.0238
		恩格尔系数	+	0.0422
		主要经济作物产量	-	0.0550
		城乡贫富差距	+	0.0246
		社会消费品零售额	-	0.0550
	资源利用	人均水资源拥有量	-	0.0328
		农用化肥施用折纯量	+	0.0396
		农用机械总动力	+	0.0392
		人均耕地面积	*	0.0456
		年末常用耕地面积	*	0.0654
	景观格局	景观类型干扰度 ^[42]	+	0.0336
		景观类型脆弱度 ^[43]	+	0.0373
		交通通达度	-	0.0247
		城市化率	*	0.0687

①指标性质中,+代表正向指标;-代表负向指标;*代表适度指标,适度指标的适度值由研究区多年平均值计算得出。②交通通达度通过对 OSM 路网数据建立 OD 成本矩阵计算得出。③产业结构依赖性指数的计算公式为: $D = \sum_{i=1}^n PV_i(PV_i - 1)/PV(PV - 1)$; 式中 PV_i 为各产业产值, PV 为三大产业总产值

表 3 适应能力指标体系

Table 3 Indicator system of adaptive capacity

维度层 Dimensional layer	要素层 Elemental layer	指标层 Indicator layer	指标性质 Nature of indicators	权重 Weight
适应能力 Adaptive capacity	生产效率	单位 GDP 工业用水量	+	0.0818
		单位 GDP 综合能耗	+	0.0464
		粮食作物产量	+	0.0325
		农林牧渔业总产值	+	0.0281
		农民人均纯收入	+	0.0268
		第三产业增加值占 GDP 比重	+	0.0387
		产业结构多样化指数	+	0.0226
		固定资产投资总量	+	0.0265
	教育技术	中小学在校学生数	+	0.0270
		财政教育支出占比	+	0.0359
		邮电业务总量	+	0.0775
		工业废水废气治理设施处理能力	+	0.1676
		企业研究与试验发展经费内部支出	+	0.0167
	基础设施	地方财政支出	+	0.0285
		公路里程	+	0.0319
		广播电视人口覆盖率	+	0.0515
	防灾减灾	当年人工造林面积	+	0.0363
		新增水土流失治理面积	+	0.0601
		提防长度	+	0.0687
		可容纳最大淹没容量	+	0.0328
		洪涝灾害设防能力	+	0.0622

GDP:国内生产总值 Gross domestic product;可容纳最大淹没容量通过 ArcGIS 水文分析功能获取流量数据、经捕捉倾泻点后计算集水区面积,最后通过与高程数据比较计算最大库容量容积;产业结构多样化指数 $D = \sum_{i=1}^n O_i \log O_i$; 式中, n 为产业数量, O_i 为各产业产出值

2.3 数据来源与处理

数据资料主要包括自然资源数据和社会经济统计数据。自然资源数据主要包括:径流量数据选用 CNRD v1.0 中国天然径流量格点数据集^[44];气温降水数据选用中国 1km 分辨率逐月降水量数据集^[45]和中国 1km 分辨率逐月平均气温数据集^[46];土地利用数据选用 CLCD 1.0 数据集^[47];高程数据选取 NASA SRTM1 30m DEM 数据;NDVI 数据选用中国 30 米年最大 NDVI 数据集^[48]。社会经济统计数据来源于《中国县域统计年鉴》《陕西省统计年鉴》《安康统计年鉴》《汉中统计年鉴》《商洛统计年鉴》、陕西省 2000 年至 2020 年人口普查资料以及陕南秦巴山区各县域国民经济和社会发展统计公报。

2.3.1 数据空间化

数据空间化处理包括遥感数据和社会经济面板数据。对遥感数据,在 ArcGIS 中对栅格数据统一投影后经过重采样、捕捉栅格以保证像元一一对应。对社会经济面板数据,对其建立 X、Y 坐标,并在研究区行政区划矢量图中输入属性数据信息将数据链接到空间上后经变换投影、面转栅格实现其空间化。所有空间数据统一像元大小为 100m,统一坐标系为 UTM 投影第 49 分带、椭球体为 WGS 1984。

2.3.2 数据标准化

为了消除指标数据量纲不统一的问题,对各个指标数据进行标准化处理。针对不同指标对脆弱性的影响方向不同,本文对不同性质的指标进行不同方法进行标准化。采用极差标准化方法处理正向指标和负向指标,而适度指标采用模糊隶属度方法^[19]。具体公式如下:

$$\text{正向指标: } x'_{ij} = (x_{ij} - x_{j\min}) / (x_{j\max} - x_{j\min}), i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

$$\text{负向指标: } x'_{ij} = (x_{j\max} - x_{ij}) / (x_{j\max} - x_{j\min}), i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

$$\text{适度指标: } x'_{ij} = \begin{cases} 2(x_{ij} - x_{j\min}) / (x_{j\max} - x_{j\min}), & x_{j\min} < x_{ij} < x_0 \\ 0, & x_{ij} \geq x_{j\max} \text{ 或 } x_{ij} \leq x_{j\min} \\ 2(x_{j\max} - x_{ij}) / (x_{j\max} - x_{j\min}), & x_0 < x_{ij} < x_{j\max} \end{cases} \quad (3)$$

式中, x'_{ij} 为标准化后指标值; x_{ij} 为原始指标值,表示第 i 个像元的第 j 个指标; $x_{j\min}$ 为原始指标的最小值; $x_{j\max}$ 为原始指标的最大值; x_0 为原始指标的最适值。

2.3.3 Critic 权重法

Critic 权重法是一种客观赋权法,该赋权方法核心是通过样本的标准差和相关系数分别反应数据的对比强度和冲突性,样本标准差越大,说明数据波动越强,对比强度高导致权重越高;相关系数越大,冲突性越小导致权重越低。其计算公式如下:

$$S_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 / (n - 1)} \quad (4)$$

$$R_j = \sum_{i=1}^n (1 - r_{ij}) \quad (5)$$

$$W_j = S_j \times R_j / \sum_{j=1}^m (S_j \times R_j) \quad (6)$$

式中, S_j 为指标对比强度; R_j 为指标冲突性; W_j 为第 j 个指标的客观权重, n 为样本像元个数; r_{ij} 为指标间的相关系数。

2.4 分析方法

2.4.1 SERV 模型

根据所构建的 SESV 指标体系,利用 SERV 模型进行评估。将原始数据进行标准化后,用 Critic 权重法确定个指标的权重,并利用综合指数法分别计算暴露风险、敏感性和适应能力的维度值,最后利用 SERV 模型进行计算。模型的静态方程如下所示:

$$V = [E + S] - AC \quad (7)$$

式中, V 代表三个维度的线性叠加值,即 SESV, E 代表暴露风险; S 代表敏感性; AC 代表适应能力。

2.4.2 Theil-Sen 斜率估计和 Mann-Kendall 趋势检验

Theil-Sen 斜率估计是一种稳健的非参数统计的趋势计算方法。该方法用于评价数据的误差和是否离群不敏感且计算效率较高。其公式如下:

$$\beta = \text{median}(x_j - x_i) / (j - i), \forall j > i \quad (8)$$

式中, x_i 和 x_j 表示时间序列数据, 即第 j 年和第 i 年 SESV 的像元值; median 为对脆弱性取中值; β 大于 0 表示 SESV 呈上升趋势; β 小于 0 表示 SESV 呈下降趋势。

Mann-Kendall 趋势检验属于非参数检验方法, 不需要样本遵循一定分布, 受异常值干扰小, 适合于顺序变量。本文用于判断 Sen 斜率估计的显著性, 其公式如下:

$$\text{sign}(x_j - x_i) = \begin{cases} 1 & (x_j - x_i > 0) \\ 0 & (x_j - x_i = 0) \\ -1 & (x_j - x_i < 0) \end{cases} \quad (9)$$

$$Q = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{sign}(x_j - x_i) \quad (10)$$

$$Z = \begin{cases} \frac{Q - 1}{\sqrt{\text{Var}(Q)}} & (Q > 0) \\ 0 & (Q = 0) \\ \frac{Q + 1}{\sqrt{\text{Var}(Q)}} & (Q < 0) \end{cases} \quad (11)$$

式中, Q 为检验统计量; Z 为标准化后的检验统计量; $\sqrt{\text{Var}(Q)}$ 为方差, 在给定的 α 显著性水平下, 若 $Z < Z_{\alpha/2}$, 则表示通过了相应置信度的显著性检验。

2.4.3 支持向量机模型

支持向量机 (SVM) 模型是一种二分类模型, 该模型引进核函数把数据从低维空间向高维空间投射, 达到线性可分的目的, 并在高维空间做线性回归, 能较好地解决小样本、非线性等实际问题, 已经成为机器学习领域学习的热点^[49]。目前在传统 SVM 参数选择上, 主要有经验确定和网格搜索方法, 但难以寻找最优解, 于是引入优化算法方法。本文选取基于自适应的概率优化技术的遗传算法 (GA)^[50]、基于进化计算技术的粒子群算法 (PSO)^[51-52] 和基于物理学中物体退火过程的模拟退火算法 (SA)^[53-54] 对 SVM 模型进行优化。

本文量化了 SVM 模型以及三种算法优化的 SVM 模型在不同空间尺度上的表现。在网格尺度水平上, 通过比较不同网格尺度的交叉验证集, 以判断模型是否能够准确预测数值。本研究使用均方根误差 (RMSE) 和平均绝对百分比误差 (MAPE) 来衡量预测值与真实值之间的差异, 较小的数值表示模型准确度较高。但除了样本的数值大小之外, 本文还希望模型能够捕捉到数据的规律, 如分布规律和单调性。因此, 引入了拟合优度 (R^2) 来评估模型是否拟合足够的信息量。

3 结果与分析

3.1 SESV 空间分布

将暴露风险、敏感性和适应能力各指标图层进行加权运算后, 利用 SERV 模型进行叠加, 然后使用 ArcGIS 的自然断点法将 SESV 分为 5 个等级, 分别表示低、中低、中、中高和高脆弱区域。陕南秦巴山区的 SESV 整体处于中低脆弱水平 (图 3), 在空间上呈现“中部高, 南北低”的分布格局, 同时, 高脆弱区主要集中在安康市、汉中市经济发展较好、人口集聚的市辖区及周边。而低脆弱区则集中在西乡、宁陕、镇巴、留坝县等全国生态文明示范工程试点县、退耕还林试点县以及国家卫生县城。

具体来说, SESV 呈现出平原盆地高、南北山地低的态势。汉中市以及安康市市辖区等地势低洼地区标准化蒸散发指数大、发生洪涝地质灾害风险大, 且水土流失严重, 再加上人口集中、经济发展导致的土地利用强

度大、排放污染较高,暴露风险较高导致对 SESV 造成较大负面影响,而南北山地地区暴露风险较小,SESV 也相对较低。总体上呈现出高暴露风险-高 SESV、低暴露风险-低 SESV 的趋同格局。而敏感性与适应能力则呈现出明显的东西差异,西部地区大致为高敏感性-高适应能力分布,东部地区则大致为低敏感性-低适应能力分布。

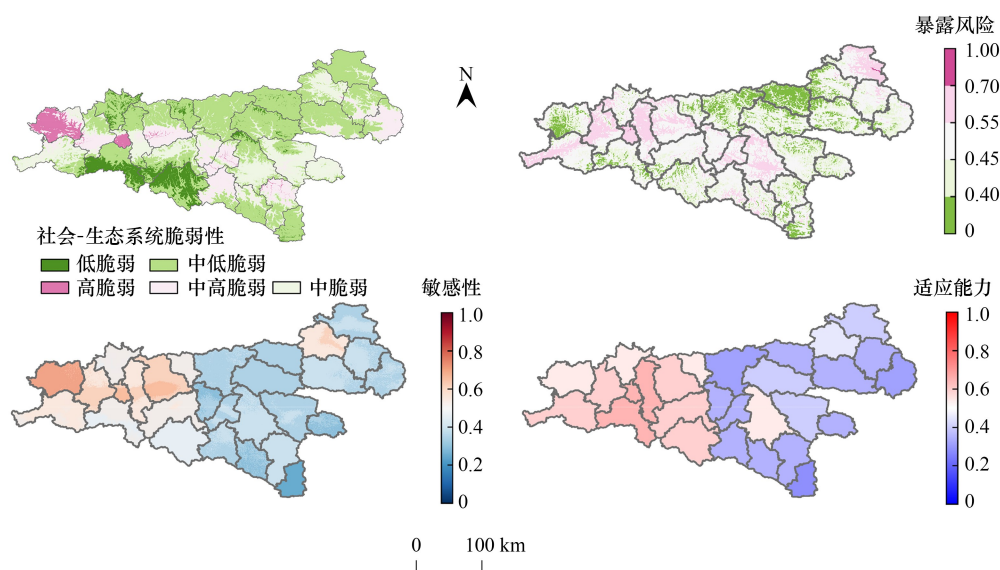


图3 2020年陕南秦巴山区 SESV 及各维度空间分布

Fig.3 Spatial distribution of SESV with dimensions in Qinling-Daba Mountain of Southern Shaanxi in 2020

在敏感性维度中,研究发现经济发展与资源利用要素呈现明显的西低东高分布,尽管西部地区的人均 GDP 要高于东部,但城乡贫富差距更大,2020 年汉中地区城乡贫富差距是安康地区 1.3 倍,且经济作物产量也西低东高。此外,东部地区的农用机械总动力和农业现代化设施大约是西部的 1.5 倍,人均水资源量也有明显差异。经济发展和资源利用要素是敏感性形成的重要因素,经济发展水平不同使得系统自身在应对外来和内部干扰表现出来的特质不同,能源、水资源等资源利用情况则会影响区域系统自适应的能力,经济发展和资源利用要素的西低东高导致系统敏感性与其趋异,呈现西高东低态势,从而影响 SESV。

在适应能力维度中,发现生产效率与教育技术要素与适应能力具有趋同性,呈现西高东低分布。生产效率要素中,单位 GDP 综合能耗和用水量体现了可持续发展与循环经济的思想,而高作物产值使得生产高效化,减轻对资源的消耗和对环境的破坏,高生产效率使得社会-生态系统具有更强的应对风险的能力,降低 SESV。此外,充实的教育和高水平的科学技术素养有助于降低灾害造成的损失,增进防灾效果,加强对环境保护政策的理解与执行,从而保障社会的稳定与安全。对教育和科技发展的重视是改善 SESV 的重要路径之一。

3.2 模型结果分析

在支持向量机模型中,分别选用 900—90000 个样本点数据进行打乱后设置训练占比为 0.7,最大迭代次数设为 500 防止未收敛,并将数据集设置成 5 个大小相似的互斥子集进行 5 折交叉验证,避免由于子数据集划分不合理导致的过拟合问题,选择适当的样本量和交叉验证方法是确保模型鲁棒性的关键步骤。其中 GA-SVM 模型的初始种群个数设为 50,变异概率和交叉概率分别设为 0.01 和 0.4。这种设置确保了种群的多样性,避免了模型陷入局部最优解,同时能够有效地探索搜索空间,找到全局最优解。PSO-SVM 模型中,初始粒子数为 50,惯性权重设为 0.9,个体学习因子和社会学习因子均设为 2。这些参数设置平衡了粒子的全局搜索与局部搜索能力,使模型在复杂的高维空间中能够有效地进行优化,最终获得高精度的预测结果。SA-SVM 模型中,初始温度设为 100,终止温度设为 2,降温系数为 0.98。这些设置控制了模型的优化过程,使其能够在

较大的搜索空间中找到最优解,避免早熟收敛,确保模型的预测准确性。通过这些优化方法的引入和合理设置,支持向量机模型在处理复杂社会-生态系统脆弱性评估中表现出更高的精度和稳定性,进一步提高了预测结果的可靠性和科学性。

研究发现,随着训练样本数量的增加,SVM 模型的预测准确性会显著增加,但到达特定样本数量后(22500 个网格单元),增加训练样本量会使预测误差断崖式增大。因此选取合适的训练样本数量能进一步改善预测性能,但值得强调的是,不谨慎的选取样本数量可能会呈现误导性的结果,特别是对于更高分辨率的模型。例如,模型惩罚了那些被正确预测但在空间网格上被边缘化的模式^[55]。此外,在大多数尺度下,PSO-SVM 模型的误差更小,RMSE、MAPE 和 R^2 均优于其它模型(图 4)。尽管本文只训练了陕南秦巴山区的样本,研究区的限制导致强行增加分辨率会使相似和重复的样本增加,但 PSO-SVM 模型无疑是最合适的。且在 22500 个网格单元尺度上,通过比较所有预测方法的 SESV 模拟分布的中位点,尽管差距不大,但其它方法在预测表现都存在略微高估。

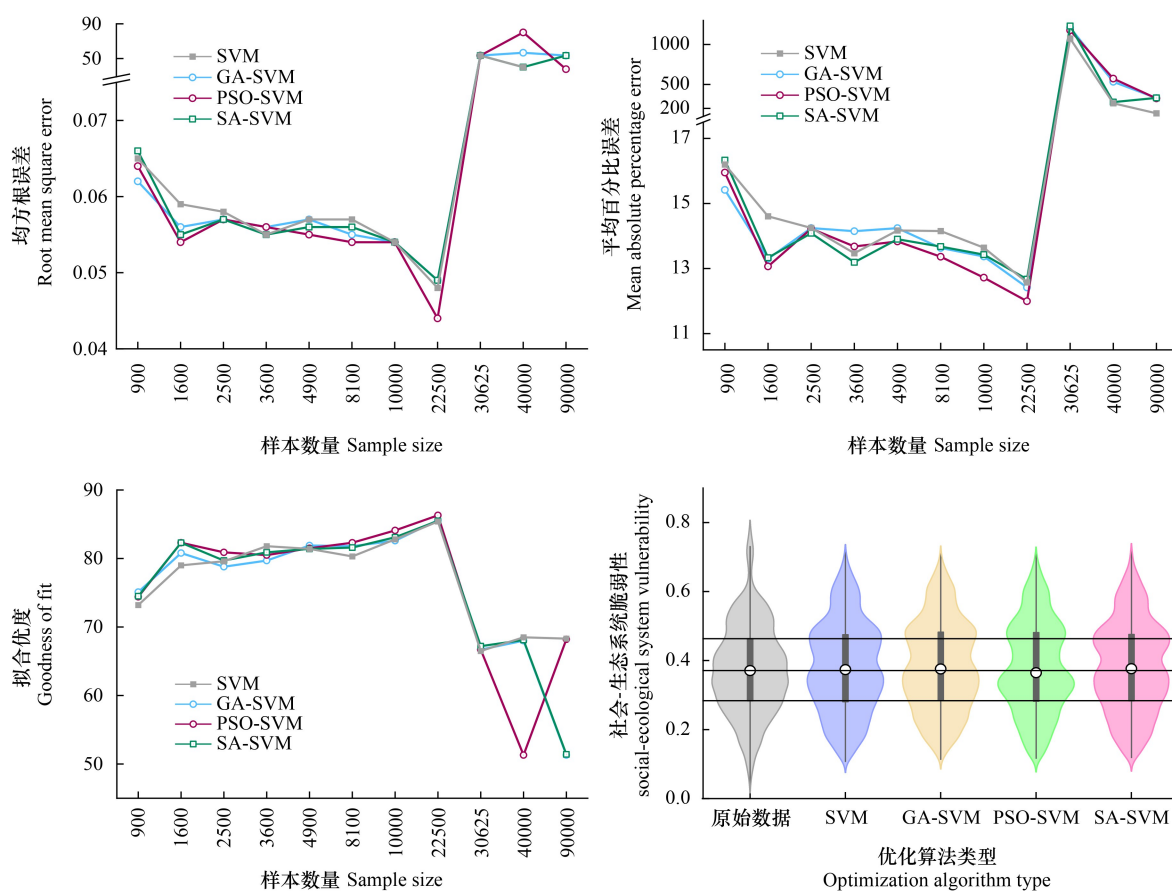


图 4 不同算法优化的 SVM 模型精度对比

Fig.4 Accuracy comparison of SVM model optimized by different algorithms

SVM;支持向量机模型 Support vector machine;GA-SVM;遗传算法-支持向量机模型 Genetic algorithm-support vector machine;PSO-SVM;粒子群算法-支持向量机模型 Partical swarm optimization-support vector machine;SA-SVM;模拟退火算法-支持向量机模型 Simulated annealing-support vector machine

基于上述分析,本文选取了 22500 个网格单元的尺度,通过 PSO-SVM 模型进行训练,并对部分预测值与真实值进行了随机抽样对比(图 5)。在未经优化的 SVM 模型中,尤其在高值和低值突变区域,预测值与真实值之间的误差较为明显,这说明模型在处理这些极端情况下的精度不足。具体来说,优化前,SVM 模型在高值和低值突变区域真实值与预测值的误差较大,表明模型在这些区域的预测精度存在不足。通过引入 PSO

算法优化后,模型在这些关键区域的误差明显减少,尤其是在突变区域,模型预测值与真实值之间的差距进一步缩小。最终,优化后的模型表现出更强的鲁棒性和更高的预测精度,特别是在对内部变异性的捕捉和处理方面,达到了更好的效果。

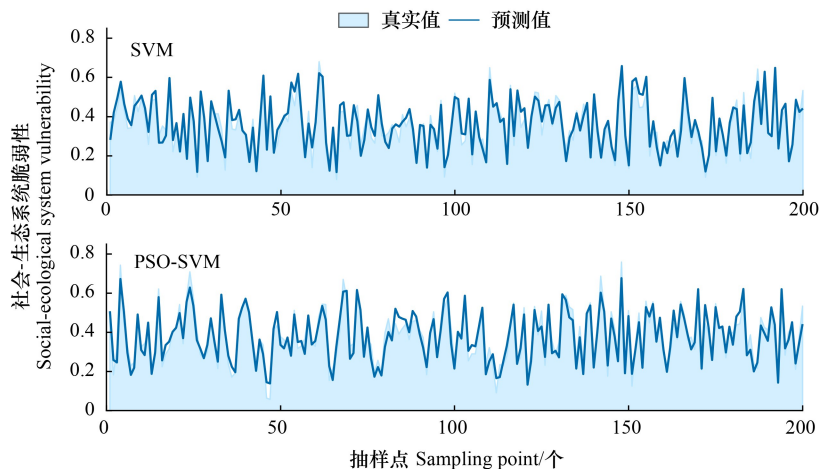


图 5 PSO-SVM 模型真实值与预测值对比

Fig.5 Comparison of real value and predicted value of PSO-SVM model

3.3 SESV 及各维度模拟预测

3.3.1 SESV 时空分布预测

利用 PSO-SVM 模型,以 22500 个网格单元的尺度对陕南秦巴山区 SESV 进行了时空预测,并对 2025—2050 年的 SESV 指数进行了空间可视化(图 6)。预测结果显示,SESV 呈现出显著的下降趋势。2025 年时,高脆弱区几乎完全消失,仅在略阳县中部、汉阴县中部和勉县南部等少数地区仍存在中高脆弱区域。到 2040 年,社会-生态系统继续向良性方向发展,中高脆弱区进一步减少,仅在略阳县中部保留小部分区域,而中脆弱区及以下区域占据了总区域的 98.8%。至 2050 年,陕南秦巴山区的 SESV 空间分布几乎全部转变为中低脆弱区和低脆弱区,中脆弱区及以上的区域完全消失,其中低脆弱区和中低脆弱区的比例各占 50%。

研究进一步发现,五个预测时间节点的 SESV 空间分布特征与 2000—2020 年间的情况基本一致。然而,

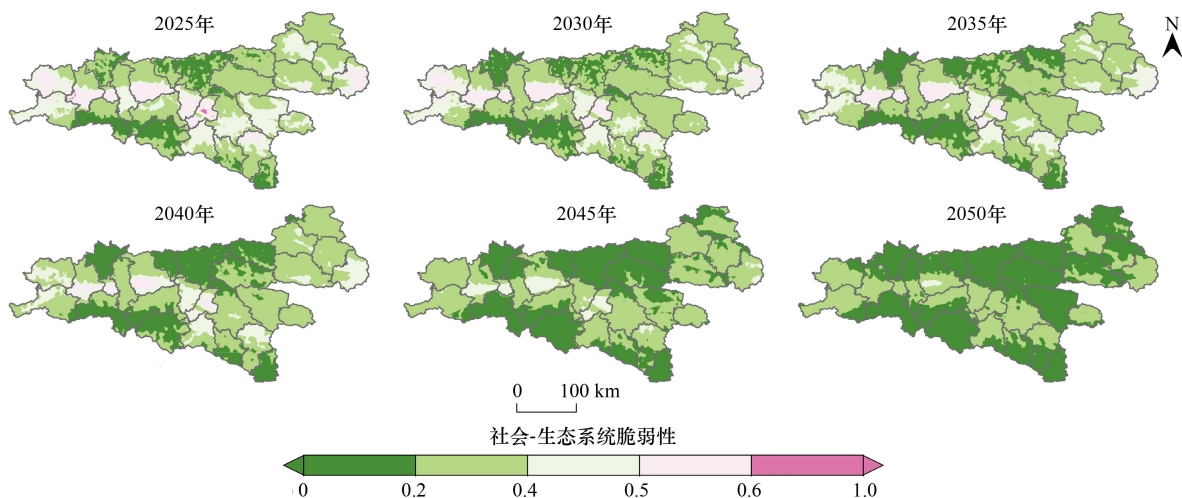


图 6 陕南秦巴山区 2025—2050 年 SESV 分布模拟预测

Fig.6 Prediction of SESV distribution in Qinling-Daba Mountain of Southern Shaanxi, 2025—2050

原先的高脆弱区和中高脆弱区在 2030 年已演变为中脆弱区和中低脆弱区,并最终在 2050 年转变为中低脆弱区和低脆弱区。这一时空变化反映了区域内生活水平和科技水平的不断提升,以及政府在退耕还林、水土治理等环境治理政策和乡村振兴政策上的持续努力。这些政策措施共同推动了陕南秦巴山区社会-生态系统的持续改善,显著降低了 SESV,并使该地区朝着更加稳定和健康的方向发展。

3.3.2 SESV 变化趋势

随后对 2000—2050 年来 SESV 进行 Theil-Sen 斜率估计和 Mann-Kendall 趋势检验。结果显示,50 年来陕南秦巴山区 SESV 变化斜率为负的像元占 71.32%,说明陕南秦巴山区 SESV 以降低为主导,社会-生态系统正逐渐好转(图 7)。尽管在斜率估计中仍有 28.68%的像元呈现增加趋势,但多数都未通过显著性检验。SESV 显著降低的地区在 2000—2020 年主要为高脆弱区和较高脆弱区,这些地区水土流失严重、地质灾害风险高,2000 年以来,随着中国退耕还林、封山育林以及人工造林的政策实施,以及优化农村产业结构、促进农村经济社会发展,虽然直到 2020 年大部分仍是中高脆弱区,但 2050 年已下降至较低脆弱区,SESV 显著降低,社会-生态系统不断好转。

SESV 显著增加的地区主要在佛坪县部分像元,该县基础设施建设薄弱,耕地面积小,因此现有河谷地区的土地资源不能满足“十三五”时期(2016—2020 年)经济快速发展的需求,经济发展与生态保护的矛盾突出。此外,该地区 85%为丘陵山地,水土流失极其严重,属于我国八大重点防治区之一,生态十分脆弱,随着城市化进展的加速发展和人类的继续干预,植被继续被破坏不能恢复,地质灾害的发生有增高的趋势。

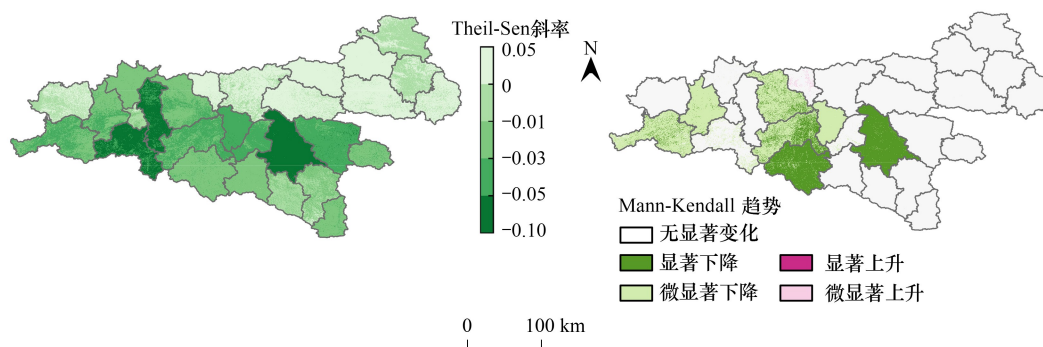


图 7 2000—2050 年陕南秦巴山区 SESV 演化特征

Fig.7 Evolution of SESV in Qinling-Daba Mountain of Southern Shaanxi, 2000—2050

3.3.3 SESV 各维度空间分布预测及演化特征

本文将陕南秦巴山区 SESV 三个维度进行模拟预测,并绘制了 2000 年和 2050 年暴露风险、敏感性和适应能力的空间分布图层及其 50 年的变化斜率(图 8)。

2000—2050 年陕南秦巴山区暴露风险水平逐年降低,平均由 2000 年 0.48 下降至 2020 年的 0.41,且 50 年来暴露风险的空间分布基本一致,均呈现和 SESV 一致的“中部高,南北低”格局,暴露风险与 SESV 仍然具有趋同性。且 2020 年后,暴露风险在不同地区间的差异变小,呈现更加均匀分布的态势(箱体长度变短)。这说明陕南秦巴山区所面临的生态和社会风险不断减少,特别是 2000 年以来施行了旨在减少水土流失,恢复生态环境的退耕还林政策,以及如秦岭国家公园等生态保护工程。区域内的森林覆盖率显著提高,降低了暴露风险,尤其在南部和北部的山地地区效果尤为明显,暴露风险的降低使得 SESV 下降,社会-生态系统不断好转。此外,结合国家“十四五”规划中对生态环境保护的要求,政府还应加强对山区水土流失的治理,进一步减少自然灾害的发生频率。值得注意的是,尽管暴露风险整体下降,但一些重点区域如高山陡坡地带仍需加强生态恢复工作,以防止生态环境恶化^[56]。

2000—2050 年陕南秦巴山区敏感性与适应能力维度空间分布相似,均呈现“西高东低”的态势(图 9、图 10)。这说明在面临暴露风险时系统所表现出来的特质较差(即敏感性较高)的地区,决策部门会加强其应

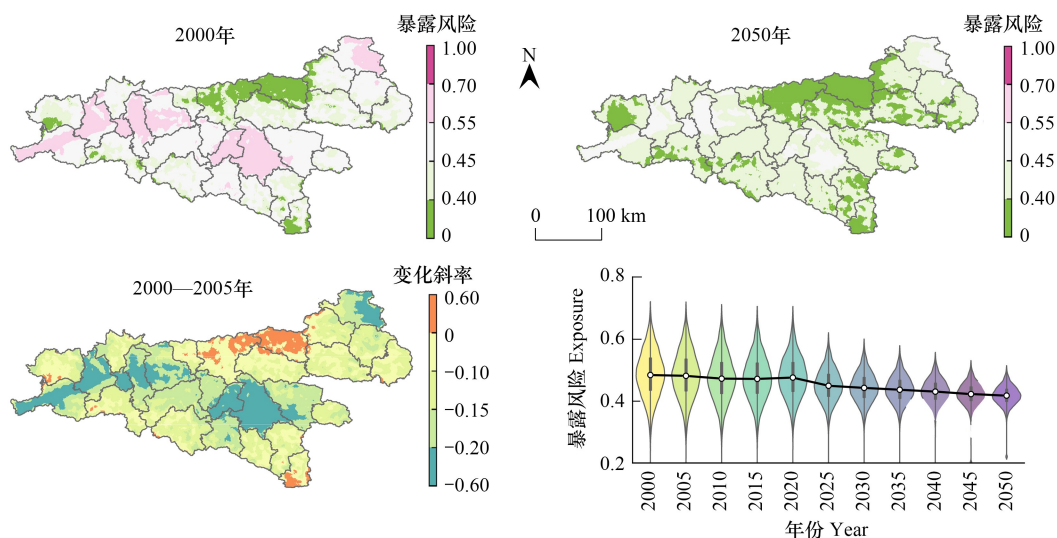


图 8 2000—2050 年陕南秦巴山区暴露风险分布和演化特征

Fig.8 Distribution and evolution of exposure in Qinling-Daba Mountain of Southern Shaanxi, 2000—2050

对能力使其能更好地抵御干扰。在时间维度上,2000—2050 年陕南秦巴山区敏感性逐年下降、适应能力逐年上升,均降低了 SESV。此外,研究发现尽管社会-生态系统逐年好转,但是敏感性与适应能力在地区间的差异并未缓解。这表明在地区发展方针和政策制定中,需要更加注重对不同地区特点的综合评估和因地制宜的考量。决策部门应该对不同地区的敏感性和适应能力进行动态评估并制定相应的政策和制度措施。对于高敏感-低适应地区,特别是西部的贫困山区,建议在继续实施退耕还林政策的同时,加大对生态农业和可持续发展的支持力度,推动当地经济向生态友好型转变,减少对生态系统的依赖。而对于低敏感-高适应地区,如东部区域,建议通过加强对土地利用的管控,避免过度开发,同时鼓励发展绿色产业,促进资源的可持续利用^[57]。

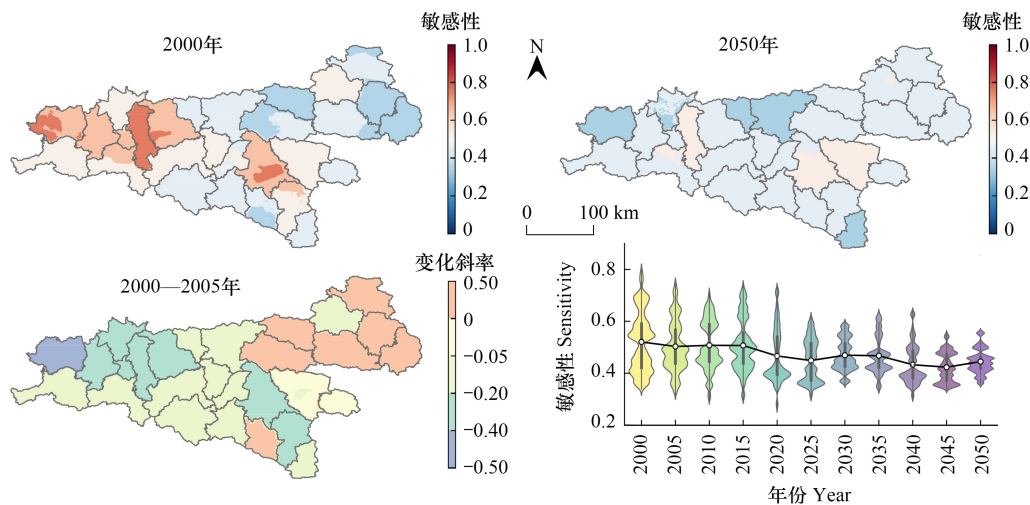


图 9 2000—2050 年陕南秦巴山区敏感性分布和演化特征

Fig.9 Distribution and evolution of sensitivity in Qinling-Daba Mountain of Southern Shaanxi, 2000—2050

4 讨论与结论

4.1 讨论

本文采用 SERV 模型进行评估,综合考虑了暴露风险、敏感性和适应能力维度,注重脆弱性区域未必只由

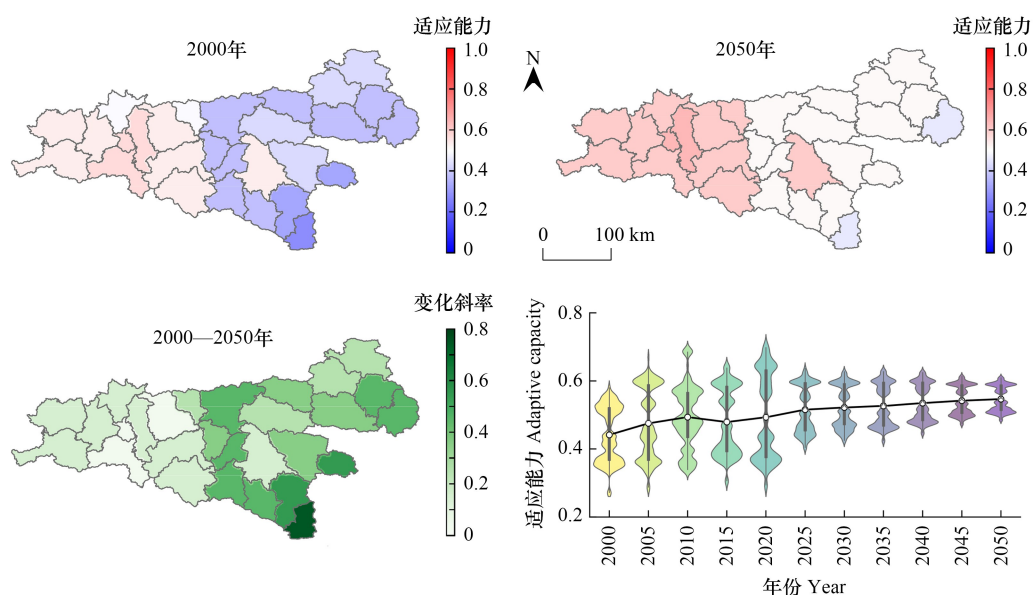


图 10 2000—2050 年陕南秦巴山区适应能力分布和演化特征

Fig.10 Distribution and evolution of adaptive capacity in Qinling-Daba Mountain of Southern Shaanxi, 2000—2050

暴露风险导致的问题,并从过去-现状评估到未来预测进行 SESV 的全链条动态分析。本研究所采用的指标和模型选择能够更好地反映区域内部的差异性和动态变化^[17],相较于传统的脆弱性评估方法,具有更高的精度和适应性^[19]。然而,该模型仍有一定的局限性,例如,模型采用静态脆弱性方程,三个维度的系数均为 1,忽视了三维度会对 SESV 产生不同贡献度的可能。此外,本文通过选取特定指标,赋予权重后采用综合指数法计算各维度数,指标选取仍然有待考究,且权重的赋予也有优化空间^[58]。随着 GIS、RS 和投影寻踪技术的应用和发展,将来应考虑将其运用至脆弱性定量评估中^[59–60]。

目前涉及脆弱性的预测的研究往往多聚焦于生态系统领域,且多为定性和定量预测方法^[18–19,26],利用机器学习方法进行 SESV 预测的研究较少。在模型预测精度方面,本文引入了 SVM 模型,其基于核函数的机器学习方法,其拟合精度很大程度上依赖于所选择的核函数^[61],并通过遗传算法、模拟退火算法和粒子群算法进行优化。优化后的 PSO-SVM 模型在训练效率、误差率和泛化性能等方面表现突出,尤其是在高风险区域,PSO-SVM 模型能够更好地捕捉复杂的空间变异性,显著提高了预测的精度。相比传统的定性和定量预测方法,本文所采用的机器学习方法展现了较大的应用潜力。然而,当前模型在大规模样本数据集上的处理效率仍有待提升,未来研究需要探索更高效的算法及其与其他学科领域模型的融合,以构建更具适应性和普遍性的脆弱性预测模型。

本文根据评估及预测结果提出针对性的系统治理思路。暴露风险以及地区间差异逐年降低,但需要注意风险降低是否可持续、是否会有反弹效应。一方面,社会-生态系统理念下的山区发展需要兼顾社会经济发展和环境生态的需要,不主张牺牲经济发展和社会进步保护生态环境,将来应将研究重点放在山区经济与环境的权衡上。鉴于退耕还林政策和生态补偿政策在降低暴露风险和改善生态环境方面的显著效果,既要进一步深化该政策,扩大退耕还林的范围并结合科技手段提高植被覆盖率和森林质量,也要增加补偿资金,提高补偿标准,特别是在生态功能区和生态脆弱区,进一步激发当地居民参与生态保护的积极性,提升区域适应能力。另一方面,决策部门应注意,通过行政约束和财政激励实现的生态改善往往会引发反弹效应,应在适度发展工业的基础上,着重推动与当地资源禀赋和生态特点相契合的生态产业。例如,利用山区丰富的森林资源和生物多样性,发展森林碳汇项目和生态旅游。另外要注重专项补贴的监管,提高资金使用效率。尽管社会-生态系统逐年好转,但在不同地区间敏感性与适应能力方面存在明显差异。这一现象提示着在地区政策制定中,需要更加综合地考虑不同地区的特点,并采取因地制宜的策略。建议决策部门建立区域协同治理机制,施行

差异化管理,结合不同区域经济发展的实际情况,制订重点保护、限制开发和优化开发的政策。例如,对于经济发展较好的县域,应施行一个相对更高的标准,而不是维持在免罚的门槛,并对生态环境得到改善但随后出现恶化的县予以一定的处罚。通过动态评估不同地区的敏感性和适应能力,并根据评估结果制定相应的政策和制度措施来降低 SESV,缓解当前社会-生态系统的状态。

4.2 结论

(1) 陕南秦巴山区 SESV 在空间上呈现“中部高,南北低”的分布格局,社会-生态系统不断好转。其中,暴露风险与 SESV 具有趋同性,而敏感性与适应能力均呈现西高东低的态势。

(2) 支持向量机模型中,选取合适的训练样本数量能进一步改善预测性能,三种算法优化的支持向量机模型主要通过对内部变异性进行更好、更准确的预测来提高精度,且 PSO-SVM 模型预测值与真实值更加接近。

(3) PSO-SVM 模型的预测结果显示,原先的高脆弱区和中高脆弱区经由 2030 年的中脆弱区和中低脆弱区已发展为 2050 年的中低脆弱区和低脆弱区,50 年来 SESV 程度逐步降低,社会-生态系统不断好转。具体来说,暴露风险水平逐年降低,50 年来暴露风险的空间分布基本一致,但 2020 年后,暴露风险在不同地区间的差异变小,呈现更加均匀分布的态势。敏感性与适应能力也都在好转,在敏感性较低的地区,决策部门会更注重加强其应对能力使其能更好地抵御干扰。

参考文献(References):

- [1] Liu Y S. Modern human-earth relationship and human-earth system science. *Scientia Geographica Sinica*, 2020, 40(8): 1221-1234.
- [2] Chen J, Yin S, Yang X J. The impact of adaptive management on community resilience in arid rural areas facing environmental change: an integrated analytical framework. *Environmental Science & Policy*, 2023, 150: 103589.
- [3] MacDonald A M, Bonsor H C, Ahmed K M, Burgess W G, Basharat M, Calow R C, Dixit A, Foster S S D, Gopal K, Lapworth D J, Lark R M, Moench M, Mukherjee A, Rao M S, Shamsudduha M, Smith L, Taylor R G, Tucker J, van Steenberg F, Yadav S K. Groundwater quality and depletion in the Indo-Gangetic Basin mapped from insituobservations. *Nature Geoscience*, 2016, 9: 762-766.
- [4] Liu J G, Dietz T, Carpenter S R, Taylor W W, Alberti M, Deadman P, Redman C, Pell A, Folke C, Ouyang Z Y, Lubchenco J. Coupled human and natural systems: the evolution and applications of an integrated framework: this article belongs to *ambio's* 50th anniversary collection. theme: anthropocene. *Ambio*, 2021, 50(10): 1778-1783.
- [5] Turner B L 2nd, Kasperson R E, Matson P A, McCarthy J J, Corell R W, Christensen L, Eckley N, Kasperson J X, Luers A, Martello M L, Polsky C, Pulsipher A, Schiller A. A framework for vulnerability analysis in sustainability science. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2003, 100(14): 8074-8079.
- [6] Vázquez-González C, Ávila-Foucat V S, Ortiz-Lozano L, Moreno-Casasola P, Granados-Barba A. Analytical framework for assessing the social-ecological system trajectory considering the resilience-vulnerability dynamic interaction in the context of disasters. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2021, 59: 102232.
- [7] Timmerman P. Vulnerability, Resilience and the Collapse of Society. *Environmental Monograph-Institute for Environmental Studies, University of Toronto*, 1981.
- [8] Cutter S L, Boruff B J, Shirley W L. Social vulnerability to environmental hazards. *Social Science Quarterly*, 2003, 84(2): 242-261.
- [9] Cumming G S, Barnes G, Perz S, Schmink M, Sieving K E, Southworth J, Binford M, Holt R D, Stickler C, Van Holt T. An exploratory framework for the empirical measurement of resilience. *Ecosystems*, 2005, 8(8): 975-987.
- [10] 马世骏,王如松. 社会-经济-自然复合生态系统. *生态学报*, 1984, 4(1): 1-9.
- [11] Adger W N. Vulnerability. *Global Environmental Change*, 2006, 16(3): 268-281.
- [12] Adger W N. Scales of governance and environmental justice for adaptation and mitigation of climate change. *Journal of International Development*, 2001, 13(7): 921-931.
- [13] 黄建毅,刘毅,马丽,李鹤,苏飞. 国外脆弱性理论模型与评估框架研究评述. *地域研究与开发*, 2012, 31(5): 1-5, 15.
- [14] Burton L, Kates R W, White G F. The Environment as Hazard. *The Environment as Hazard*, 1993.
- [15] Blaikie P, Cannon T, Davis I, Wisner B. At Risk: Natural Hazards, People's Vulnerability and Disasters. London: Routledge, 1994.
- [16] Watts M J, Bohle H G. The space of vulnerability: the causal structure of hunger and famine. *Progress in Human Geography*, 1993, 17(1): 43-67.

- [17] Frazier T G, Thompson C M, Dezzani R J. A framework for the development of the SERV model: a spatially explicit resilience-vulnerability model. *Applied Geography*, 2014, 51: 158-172.
- [18] 陈佳, 杨新军, 尹莎, 吴孔森. 基于 VSD 框架的半干旱地区社会——生态系统脆弱性演化与模拟. *地理学报*, 2016, 71(7): 1172-1188.
- [19] Zhang J, Li J J, Yang X J, Yin S, Chen J. Rural social-ecological systems vulnerability evolution and spatial-temporal heterogeneity in arid environmental change region: a case study of Minqin oasis, Northwestern China. *Applied Geography*, 2022, 145: 102747.
- [20] Kuhlicke C, Madruga De Brito M, Bartkowski B, Botzen W, Doğulu C, Han S, Hudson P, Nuray K A, Klassert C J, Otto D, Scolobig A, Moreno S T, Rufat S. Spinning in circles? A systematic review on the role of theory in social vulnerability, resilience and adaptation research. *Global Environmental Change*, 2023, 80: 102672.
- [21] 胡德勇, 李京, 陈浩, 张锦水. GIS 支持下滑坡灾害空间预测方法研究. *遥感学报*, 2007, 11(6): 852-859.
- [22] 权瑞松. 基于情景模拟的上海中心城区建筑暴雨内涝脆弱性分析. *地理科学*, 2014, 34(11): 1399-1403.
- [23] 贺小荣, 彭坤杰, 许春晓. 长江经济带旅游-经济-生态系统脆弱性时空演变及趋势预测. *生态学报*, 2022, 42(2): 487-499.
- [24] 王跃, 刘家福, 周林鹏, 任春颖, 张柏. 基于 AHP-SPCA 熵权模型的松花江流域生态脆弱性时空演变及预测. *水土保持通报*, 2023, 43(2): 212-219.
- [25] 靳毅, 蒙古军. 生态脆弱性评价与预测研究进展. *生态学杂志*, 2011, 30(11): 2646-2652.
- [26] 刘路, 王太勇. 基于人工蜂群算法的支持向量机优化. *天津大学学报*, 2011, 44(9): 803-809.
- [27] 彭令, 牛瑞卿, 赵艳南, 邓清禄. 基于核主成分分析和粒子群优化支持向量机的滑坡位移预测. *武汉大学学报: 信息科学版*, 2013, 38(2): 148-152, 161.
- [28] 李子轩, 杜鹃, 徐伟. 基于机器学习的降雨—滑坡灾害链直接经济损失脆弱性评估. *灾害学*, 2022, 37(4): 220-224.
- [29] 罗紫元, 田健, 丁锶媛, 王宁, 曾坚. 基于熵权 TOPSIS 和神经网络复合方法的厦门市雨洪灾害风险评估. *灾害学*, 2022, 37(4): 184-192.
- [30] 杨新军, 张慧, 王子侨. 基于情景分析的西北农村社会-生态系统脆弱性研究——以榆中县中连川乡为例. *地理科学*, 2015, 35(8): 952-959.
- [31] Li R Y, Chen J, Yang X J, Yin S, Shi R H, Bai Y L, Xu L. The impact of population change on social-ecological systems' vulnerability: A case of the Qinling-Daba Mountains of Southern Shaanxi in China. *Journal of Cleaner Production*, 2024, 476: 143682.
- [32] 阮沈勇, 黄润秋. 基于 GIS 的信息量法模型在地质灾害危险性区划中的应用. *成都理工学院学报*, 2001, 28(1): 89-92.
- [33] Thornthwaite C W. An approach toward a rational classification of climate. *Geographical Review*, 1948, 38(1): 55.
- [34] Shukla S, Wood A W. Use of a standardized runoff index for characterizing hydrologic drought. *Geophysical Research Letters*, 2008, 35(2): L02405.
- [35] 谢云, 林燕, 张岩. 通用土壤流失方程的发展与应用. *地理科学进展*, 2003, 22(3): 279-287.
- [36] 章文波, 付金生. 不同类型雨量资料估算降雨侵蚀力. *资源科学*, 2003, 25(1): 35-41.
- [37] 王娇, 程维明, 祁生林, 周成虎, 张文杰, 全迟鸣. 基于 USLE 和 GIS 的水土流失敏感性空间分析——以河北太行山区为例. *地理研究*, 2014, 33(4): 614-624.
- [38] Liu B Y, Nearing M A, Shi P J, Jia Z W. Slope length effects on soil loss for steep slopes. *Soil Science Society of America Journal*, 2000, 64(5): 1759-1763.
- [39] 蔡崇法, 丁树文, 史志华, 黄丽, 张光远. 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. *水土保持学报*, 2000, 14(2): 19-24.
- [40] Lee S. Soil erosion assessment and its verification using the universal soil loss equation and geographic information system: a case study at boun, Korea. *Environmental Geology*, 2004, 45(4): 457-465.
- [41] 余中元, 李波, 张新时. 社会生态系统及脆弱性驱动机制分析. *生态学报*, 2014, 34(7): 1870-1879.
- [42] 张学斌, 石培基, 罗君, 刘海龙, 魏伟. 基于景观格局的干旱内陆河流域生态风险分析——以石羊河流域为例. *自然资源学报*, 2014, 29(3): 410-419.
- [43] 韩振华, 李建东, 殷红, 申屠雅瑾, 徐聪. 基于景观格局的辽河三角洲湿地生态安全分析. *生态环境学报*, 2010, 19(3): 701-705.
- [44] 缪驰远, 苟娇娇. 中国天然径流量格点数据集 CNRD v1.0 (1961—2018). 国家青藏高原数据中心, 2022.
- [45] 彭守璋. 中国 1km 分辨率逐月降水量数据集 (1901—2022). 国家青藏高原数据中心, 2020.
- [46] 彭守璋. 中国 1km 分辨率逐月平均气温数据集 (1901—2022). 国家青藏高原数据中心, 2019.
- [47] Yang J, Huang X. The 30 m annual land cover dataset and its dynamics in China from 1990 to 2019. *Earth System Science Data*, 2021, 13(8): 3907-3925.
- [48] 董金玮, 周岩, 尤南山, 程曹. 2000—2022 年中国 30 米年最大 NDVI 数据集. 国家生态科学数据中心, 2021.
- [49] 任海龙, 张洁, 马征. 基于粒子群算法优化最小二乘支持向量机在基坑施工过程中周围环境沉降预测研究. *价值工程*, 2024, 43(2):

154-156.

- [50] Holland J H. Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence. 1st MIT Press ed. Cambridge, Mass.: MIT Press, 1992.
- [51] 汪定伟, 王俊伟, 王洪峰, 张瑞友, 郭哲. 智能优化方法. 北京: 高等教育出版社, 2007.
- [52] 罗利娟, 丁宏飞. 基于 PSO-SVR 的粮食产量预测模型. 统计与决策, 2010, 26(22): 37-38.
- [53] Steinbrunn M, Moerkotte G, Kemper A. Heuristic and randomized optimization for the join ordering problem. The VLDB Journal, 1997, 6(3): 191-208.
- [54] Corana A, Ridella M A C M A S. Corrigenda: “Minimizing Multimodal Functions of Continuous Variables with the ‘Simulated Annealing’ Algorithm” Full text of the original article is available here. ACM Transactions on Mathematical Software, 1989, 15(3): 287.
- [55] Rougier J. Ensemble averaging and mean squared error. Journal of Climate, 2016, 29(24): 8865-8870.
- [56] Xiang T, Meng X L, Wang X S, Xiong J, Xu Z L. Spatiotemporal changes and driving factors of ecosystem health in the Qinling-Daba Mountains. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2022, 11(12): 600.
- [57] Liu D, Chen H, Zhang H, Geng T W, Shi Q Q. Spatiotemporal evolution of landscape ecological risk based on geomorphological regionalization during 1980—2017: a case study of Shaanxi Province, China. Sustainability, 2020, 12(3): 941.
- [58] 曹永强, 马静, 李香云, 柯丽娜, 伊吉美. 投影寻踪技术在大连市农业干旱脆弱性评价中的应用. 资源科学, 2011, 33(6): 1106-1110.
- [59] Babiker I S, Mohamed M A A, Hiyama T, Kato K. A GIS-based DRASTIC model for assessing aquifer vulnerability in Kakamigahara Heights, Gifu Prefecture, central Japan. Science of the Total Environment, 2005, 345(1/2/3): 127-140.
- [60] 徐君, 李贵芳, 王育红. 国内外资源型城市脆弱性研究综述与展望. 资源科学, 2015, 37(6): 1266-1278.
- [61] 丁世飞, 齐丙娟, 谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述. 电子科技大学学报, 2011, 40(1): 1-10.