



DOI: 10.20103/j.stxb.202403190561

孟德惠, 孙适, 吴远翔, 李朦朦, 潘宥承, 李婷婷. 机器学习在生态安全领域中的应用综述. 生态学报, 2025, 45(3): 1503-1517.

机器学习在生态安全领域中的应用综述

孟德惠, 孙 适, 吴远翔*, 李朦朦, 潘宥承, 李婷婷

哈尔滨工业大学建筑与设计学院, 自然资源部寒地国土空间规划与生态保护修复重点实验室, 哈尔滨 150001

摘要:近年来,机器学习技术的飞速发展,为生态学研究提供了新的工具和方法,推动了研究思路的更新和研究范式的转变,引领生态学逐渐走向数据驱动型研究的时代。随着环境问题的日益严峻,生态安全问题也已逐渐成为全球关注的焦点。对生态安全中的安全评估、模拟与安全预警以及安全格局三个子领域进行了概述。以 Web of Science 核心合集和中国知网的文献为数据源,系统梳理机器学习在生态安全领域的应用进展,并归纳总结了关键词与相关算法。结果显示,机器学习在生态安全的主要应用包括分析确定影响因素、分析确定指标的权重和重要性、模拟生态安全与指标间的对应关系、动态预测与预警、识别生态源(区)以及格局的动态演变六个方面。分析了每个应用内常见算法的特点、局限性及其适用性,并进行了算法演变分析。展望未来机器学习与生态安全可以进一步融合探索的问题,比如识别生态安全阈值、构建精准化生态安全预警平台以及阐明格局演化的驱动机制。为生态安全的未来研究提供参考。

关键词:生态安全;机器学习;文献计量分析;应用;研究综述

随着硬件技术的提升以及算法的不断改进和突破,人工智能成为当前全球关注的热点领域。机器学习作为人工智能的一个重要分支,可以对大量数据进行深度挖掘,并且能快速、有效地处理非线性、高维的数据,是用于预测建模和数据分析的强大工具^[1]。当前爆炸式增长的海量数据也为机器学习的应用提供了坚实的基础。这一前沿方法目前已在金融、医疗、交通运输等多个领域被广泛应用。近年来诸如 ChatGPT、文心一言、Sora 等模型的相继出现,无疑又大大加强了 AI 的影响力,进一步推动了人工智能的普及和应用。

在生态学领域,随着科技的不断进步,新技术新方法不断涌现,比如遥感技术、动物追踪、自动化监测等技术,使得生态学的发展也取得了前所未有的进步^[2]。机器学习也因其易于实现和出色的预测能力,在生态学的研究中得到了广泛应用^[3-4]。近年来有研究表明,机器学习等方法的应用让生态学家有超出几十年前的计算和统计能力,丰富的复杂数据和强大的分析能力正在引领生态学转向数据驱动、多学科交叉的新时代^[5]。因此,推动生态学与人工智能之间的协同融合显得尤为迫切和重要。

生态安全是生态学^[6]、地理学^[7]、风景园林学^[8]等多个学科的研究热点。随着极端气候、土地退化、生物多样性丧失等全球环境问题的日益突出,生态安全问题逐渐成为 21 世纪人类面临的根本问题^[9]。特别是我国由于生态环境脆弱和长期的开发历史,在生态安全所面临的风险与挑战更加凸显^[10]。在 2012 年,生态安全格局成为我国三大战略格局之一,在 2014 年,生态安全被正式纳入我国国家安全体系,随后一系列文件的发布,如《国民经济和社会发展第十三个五年规划纲要》、《新时代的中国绿色发展白皮书》、《关于全面推进美丽中国建设的意见》等,让生态安全的重要性越来越受到重视。

目前,机器学习在生态安全领域的应用还尚处于初期阶段。为此,本文首先对生态安全不同分支的研究

基金项目:国家自然科学基金(52078160)

收稿日期:2024-03-19; 网络出版日期:2024-10-21

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: 745417816@qq.com

内容、研究方法及其所面临的挑战进行了简要概述,基于文献计量分析梳理并探讨了当前主流机器学习算法在生态安全领域的具体应用,最后展望了二者未来融合的研究方向,旨在推动机器学习在生态安全相关研究的深入发展。

1 生态安全概述

目前对生态安全的理解包括狭义和广义两种,狭义上,基于生态系统自身特性,指自然和半自然生态系统的安全,是对生态系统的完整性和健康水平的整体反映;广义上,从人类角度出发,指生态系统能够有效保障人类的生活和健康不受损害,经济发展和社会安定不受阻碍和威胁,强调生态系统对人类提供的生态服务^[11]。自 20 世纪 90 年代以来,生态安全的相关研究经历了早期的概念探讨和基础理论研究阶段,随后生态安全评估成为研究热点,后来出现“评价”、“预警”等关键词,对生态预警进行了进一步的理论探索与实证研究,再到当前以生态安全格局为重心的研究^[12-13]。

1.1 生态安全评估

生态安全评估是生态安全研究的前提,是对生态安全程度的定性和定量的描述^[14]。目前生态安全评估主要集中在两个方面。一是对污染物浓度和分布特征的定性分析与定量分析,评估区域生态系统的变化;另一方面主要是评价本身的应用探索,包括指标体系构建、优化评价方法等^[15]。评估的步骤一般包括确定影响因素、建立评估指标体系、确定指标权重、计算生态安全综合指数。目前常用的评价方法可归结为数学模型法(如熵权法等)、生态模型法(如生态足迹法)、景观模型法(如景观生态格局法)、数字地面模型法(与 GIS 相结合)等 4 大类^[16]。常用的权重确定方法包括主观赋权法(如层次分析法、德尔菲法等)和客观赋权法(如熵权法、主成分分析法、灰色关联法等)。这些方法通常依赖专家经验和专业解读,不可避免的存在一定程度的主观性和不确定性。常用的生态安全分级的方法有自然间断法^[17]和 K-means 聚类^[18],这些方法主要是依据数据集特征进行划分,并非客观或普遍规律,无法充分反映不同生态安全水平的生态意义和实际影响^[19]。目前在生态安全评估中还普遍存在生态安全阈值划分不明确、评价指标体系不统一、评价结果的科学性验证、驱动力和耦合效应的确定等局限性^[15,20]。

1.2 模拟与安全预警

生态安全的模拟与预测预警主要是通过构建和应用模型,对生态系统可能面临的风险和威胁进行模拟预测,并提前发出预警。因为生态安全是一个由量变到质变的过程,要想保证生态安全,就必须对其进行全面、精准、动态的监测^[21]。而传统的模拟方法主要是基于普通最小二乘回归、多元逐步回归等线性方法,但由于生态系统的复杂性和非线性特性,使得传统方法的预测结果精度较低,在处理生态系统内部复杂的相互作用和反馈机制时存在局限性。

国内关于预警的研究主要集中在理论、指标、方法以及具体区域的实证研究等宏观层面^[22-23]。研究方法有层次分析法、模糊综合评价法、主成分分析法等,与评估的方法类似。然而,当前的基础理论和技术研究还尚显薄弱,未充分满足生态安全预警的需求,还需加强生态安全时空演变动态性、多尺度的研究,同时提高对具体生态风险及其危害效应的认识,以提升预警的精准度,为构建精准化预警平台提供有力支撑^[24]。

1.3 生态安全格局

生态安全格局是景观格局、生态功能和生态过程相互作用的结果,是保障生态系统功能与服务可持续发展的重要途径^[25-26]。早期的相关研究主要围绕相关理论的内涵和生态过程的定量格局研究,随后研究的焦点逐渐转向格局构建的具体方法,当前的研究更加关注生态过程的动态模拟以及生态空间的扩展与格局综合优化等方面^[27]。现在已经形成了“源地识别—阻力面构建—廊道提取”的研究框架,运用的模型与方法主要有生态系统服务模型^[28]、最小累计阻力模型(Minimal Cumulative Resistance, MCR)^[29]和电路理论^[30]等。

目前对于生态安全格局的形成机制、演变规律及影响机理的深入研究仍显不足,还需进一步深入解析不同生态过程的耦合关联,加强机理研究以及学科间的融合,此外,对所构建生态安全格局的有效性或合理性还

缺少充分客观的评价^[11, 31-32]。

2 机器学习在生态安全领域的发展概况

为了探究机器学习在生态安全领域的发展现状,本文以 Web of Science (WOS) 核心合集和中国知网 (CNKI) 为数据源,分别以“ecological security”、“ecological safety”和“生态安全”作为关键词,结合算法的类别、算法的中文全称(含不同翻译形式)、算法的英文全称(利用“*”通配符以覆盖单复数形式)以及算法的缩写进行检索(表 1、表 2),检索时间截至 2023 年 12 月 31 日。为了全面覆盖机器学习算法在生态安全领域的应用情况,本文对相关文献综述^[33-36]中提及的 46 种机器学习算法逐一进行检索(排除在该领域已被广泛使用的算法,包括普通最小二乘回归、多元线性回归、K-means 聚类、PCA 主成分分析,本文的研究焦点将集中在其他机器学习算法在生态安全领域的应用和发展上,以揭示该领域的研究动态和新兴趋势)。剔除重复、非期刊、非会议以及非英语的文献后共获得 481 篇文献,然后结合题目、摘要以及全文内容进一步剔除与生态安全不相关或算法应用描述不清的文献,最终获得 122 篇文献(中文 71 篇,英文 51 篇)。

表 1 文献检索式说明

Table 1 Description of the literature search format

数据库 Database	检索词类型 Type of search term	文献检索式举例 Example of search formula
WOS 核心合集	算法类别	TS= (“ecological safety” OR “ecological security”) AND (“machine learning”)
Core collection of Web of Science	算法全称	TS= (“ecological safety” OR “ecological security”) AND (“Support Vector Machine *”)
	算法缩写	TS= (“ecological safety” OR “ecological security”) AND (“SVM”)
中国知网 CNKI	算法类别	SU=生态安全 AND SU= (机器学习)
China National Knowledge Infrastructure	算法全称	SU=生态安全 AND SU= (支持向量机)
	算法缩写	SU=生态安全 AND SU= (SVM)

TS:主题 Topic, Web of Science 检索字段;SU:主题,知网专业检索字段

表 2 文献检索式中的具体关键词

Table 2 Specific keywords in the literature search formula

检索词分类 Classification of search term	检索词中文全称 Full name of search term in Chinese	检索词英文全称 Full name of search term in English	检索词缩写 Abbreviations for search term
算法类别 Algorithm category	机器学习	Machine Learning	ML
	深度学习	Deep Learning	DL
	监督学习/有监督学习	Supervised	
	非监督学习/无监督学习	Unsupervised	
	半监督学习	Semi Supervised	
	强化学习	Reinforcement	
	神经网络	Neural Network	ANN
算法全称 Full name of algorithm	AIS 算法		AIS
	SETM 算法		SETM
	ABC-RuleMiner	Association-Based Classification RuleMiner*	ABC-RM
	基于密度的带有噪声的空间聚类应用	Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*	DBSCAN
	频繁模式增长	Frequent Pattern Growth*	FP-Growth
	高斯混合模型/高斯	Gaussian Mixture Model*/Gaussian*	GMM*
	K-最近邻	K-Nearest Neighbor*	KNN
	LASSO 回归	Least Absolute Shrinkage and Selection Operator*	LASSO
	岭回归	Ridge Regression*	Ridge

续表

检索词分类 Classification of search term	检索词中文全称 Full name of search term in Chinese	检索词英文全称 Full name of search term in English	检索词缩写 Abbreviations for search term
	小批量梯度下降	Mini-Batch Gradient Descent *	MBGD
	Q-学习	Q-Learning *	QL
	词向量	Word to Vector *	Word2vec
	贝叶斯	Bayesian *	Bayes
	递归/循环神经网络	Recursive Neural Network *	RNN
	递归特征消除	Recursive Feature Elimination *	RFE
	多层感知器	Multilayer Perceptron *	MLP
	反向传播神经网络	Backpropagation Neural Network *	BP
	方差分析	Analysis of Variance *	ANOVA
	方差阈值	Variance Threshold *	VT
	极端梯度提升	Extreme Gradient Boosting *	XGBoost
	聚合层次聚类	Agglomerative Hierarchical Clustering *	AHC
	卷积神经网络	Convolutional Neural Network *	CNN
	决策树	Decision Tree *	DT
	均值移位聚类	Mean Shift Clustering *	MeanShift
	卡方	Chi-Squared *	Chi2
	等价类转换	Equivalence Class Transformation *	ECLAT
	逻辑回归	Logistic Regression *	LR
	蒙特卡罗/蒙特卡洛	Monte Carlo Method *	MCM
	批量梯度下降	Batch Gradient Descent *	BGD
	朴素贝叶斯	Naive Bayes *	NB
	随机森林	Random Forest *	RF
	随机梯度下降	Stochastic Gradient Descent *	SGD
	梯度提升机	Gradient Boosting Machine *	GBM
	先验算法	Apriori Algorithm *	Apriori
	线性判别分析	Linear Discriminant Analysis *	LDA
	长短期记忆神经网络	Long Short-Term Memory *	LSTM
	支持向量机	Support Vector Machine *	SVM
	自适应提升	Adaptive Boosting *	AdaBoost
	自组织(特征)映射	Self-Organizing Map */Self Organizing Feature Mapping *	SOM/SOFM
	径向基(函数)	Radial Basis Function *	RBF
	判别分析	Discriminant Analysis *	DA
	广义线性模型	Generalized Linear Model *	GLM
	支持向量回归	Support Vector Regression *	SVR
	集成方法	Ensemble Method *	EM
	K-模群模糊 C-均值	K-Medoids Fuzzy C-Mean *	KFCM
	马尔可夫/马尔科夫	Markov Chain *	MC

关键词能够代表文章的核心内容,本文将中英文的关键词进行了翻译与整合,使用 VOSviewer 对出现频次超过 1 次的关键词进行分析与可视化。在生成的图谱中共出现 111 个节点(图 1),每个节点的大小可以直观地反映关键词出现的频次,出现频率最高的 5 个关键词为:生态安全(29 次)、BP 神经网络(20 次)、预警(11 次)、生态安全格局(10 次)以及土地生态安全(10 次)。通过对这些关键词进行聚类分析,将其归为 4 个类别,不同聚类用不同颜色加以区分(图 1)。红色聚类主要关注生态安全格局的研究,包括生物多样性、动态、生态源、廊道、网络等关键词。绿色聚类主要以城市的生态安全预警为研究领域,主要关键词包括气候变

化、管理、随机森林、人工神经网络、径向基神经网络等,反映了在安全预警中常用到的算法。蓝色聚类包括安全评价以及生态安全与土地利用相结合的时空变化研究,包括 BP 神经网络、马尔科夫链、BP-DEMATEL、空间自相关等关键词。黄色聚类主要包括模型构建、旅游生态安全、RBF 神经网络、时空演变等方面。

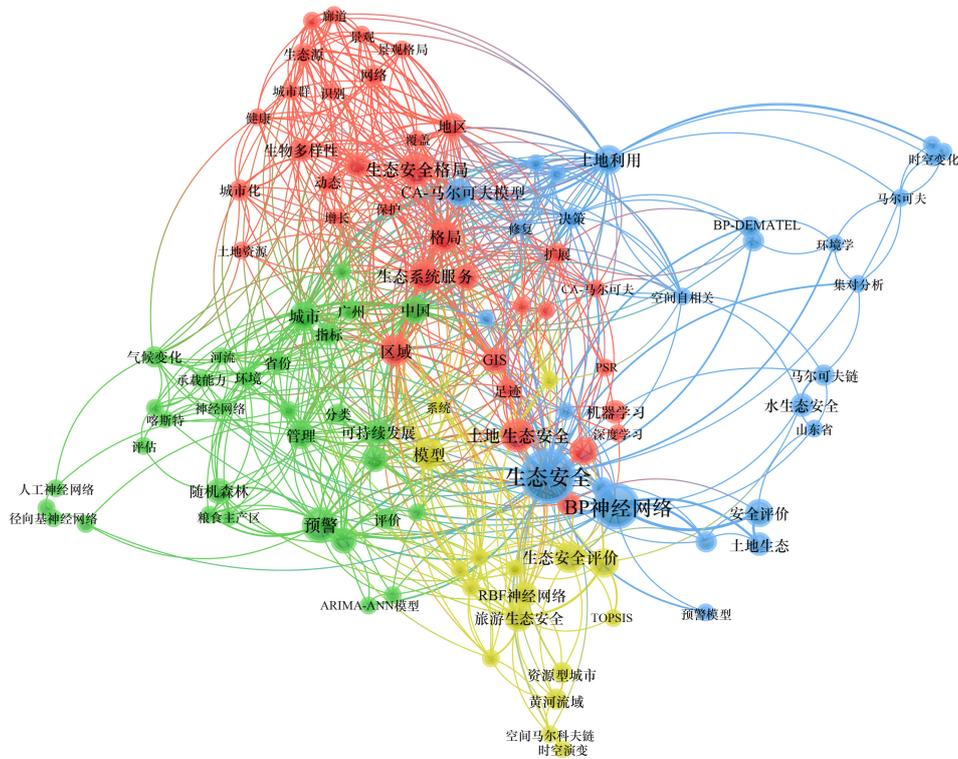


图 1 关键词共现网络图

Fig.1 Co-occurrence network map of keywords

BP:反向传播 back propagation;DEMATEL:决策与实验室方法 decision making trial and evaluation laboratory;CA:元胞自动机 cellular automata; ARIMA:自回归积分滑动平均模型 autoregressive integrated moving average model;ANN:人工神经网络 artificial neural network; RBF:径向基函数 Radial Basis Function;TOPSIS:优劣解距离法 technique for order preference by similarity to an ideal solution;PSR:压力-状态-响应模型 pressure-state-response

122 篇文献中使用的算法可以将其归纳为 3 类 16 种(图 2)。其中监督学习包括反向传播神经网络(Back Propagation, BP)、径向基神经网络(Radial Basis Function, RBF)、马尔科夫链(Markov Chain, MC)、随机森林(Random Forest, RF)、循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、贝叶斯网络(Bayesian Network, BN)、动态非线性自回归神经网络(Dynamic nonlinear Auto Regressive, NAR)、广义线性模型(Generalize Linear Model, GLM)、卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)、决策树(Decision Tree, DT)、逻辑回归(Logistic Regression, LR)、学习向量化神经网络(Learning Vector Quantization, LVQ)13 类机器学习算法。非监督学习包括自组织特征映射神经网络(Self-Organizing Feature Map, SOFM)和高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)。强化学习包括蒙特卡洛方法(Monte Carlo Method, MCM)。

3 机器学习在生态安全领域的主要应用及算法

基于对生态安全不同分支领域的概述以及文献计量分析的结果,本文根据算法在生态安全领域中的具体使用情况,将算法的应用划分为 3 大类 6 小类(图 3),针对每种应用中使用频率较高的两种算法进行了详尽的介绍,并分析总结了算法的演变情况,从而为后续的深入研究提供更清晰明确的指导。



图2 机器学习算法分类

Fig.2 Classification of Machine Learning Algorithms

GM: 灰色模型 grey model; SHAP: 用于解释机器学习模型输出的模型解释包 shapley additive explanation; GA: 遗传算法 genetic algorithm; Elman: 埃尔曼网络 Echo State Network

3.1 生态安全评估中的应用

机器学习技术在生态安全评估中可以进行更有效的特征选取,提供更客观、准确的评估结果。这类算法可以归纳为分类算法,其主要功能在于对现有数据进行整理、归纳和分类,基于数据集进行因子筛选,而非增加数据量。这些算法通过数据驱动、自动特征选择和迭代优化的方式,能够有效地识别数据中的关键特征,从而减少主观性和经验性的影响,同时提高了准确性。

3.1.1 分析确定影响因素

①MIV-BP (Mean Impact Value-Back Propagation): 平均影响值 (Mean Impact Value, MIV) 用于确定自变量对因变量影响的相对重要性,其符号代表相关的方向,绝对值大小表示相对重要程度。有研究表明, MIV 在剔除无关变量方面具有显著优势^[37],可以认为是筛选特征变量的最佳算法之一^[38]。Liu^[39]通过将 BP 神经网络与 MIV 算法相结合,分析得到了影响水资源生态安全的主要因素以及阻碍因素。MIV-BP 通过调整训练样本 (增减 10%) 形成两个新的训练数据集,再利用 BP 进行预测和计算,通过计算两组预测结果之间差值的算术平均,得出每个特征对输出结果的 MIV 值,可以反映每个特征对输出的影响程度。该方法不仅能够有效提取最具代表性的特征变量,还能够排除对模型影响不显著的变量,为准确分析生态安全的主要影响因素提供了可靠的方法。此外,该方法还可以降低数据维度,提高网络的泛化能力^[40]。但 MIV-BP 得到的结果仅揭示了各因素对生态安全影响程度的相对大小,对于各因素具体如何作用于生态安全,仍需进一步的研究与分析。

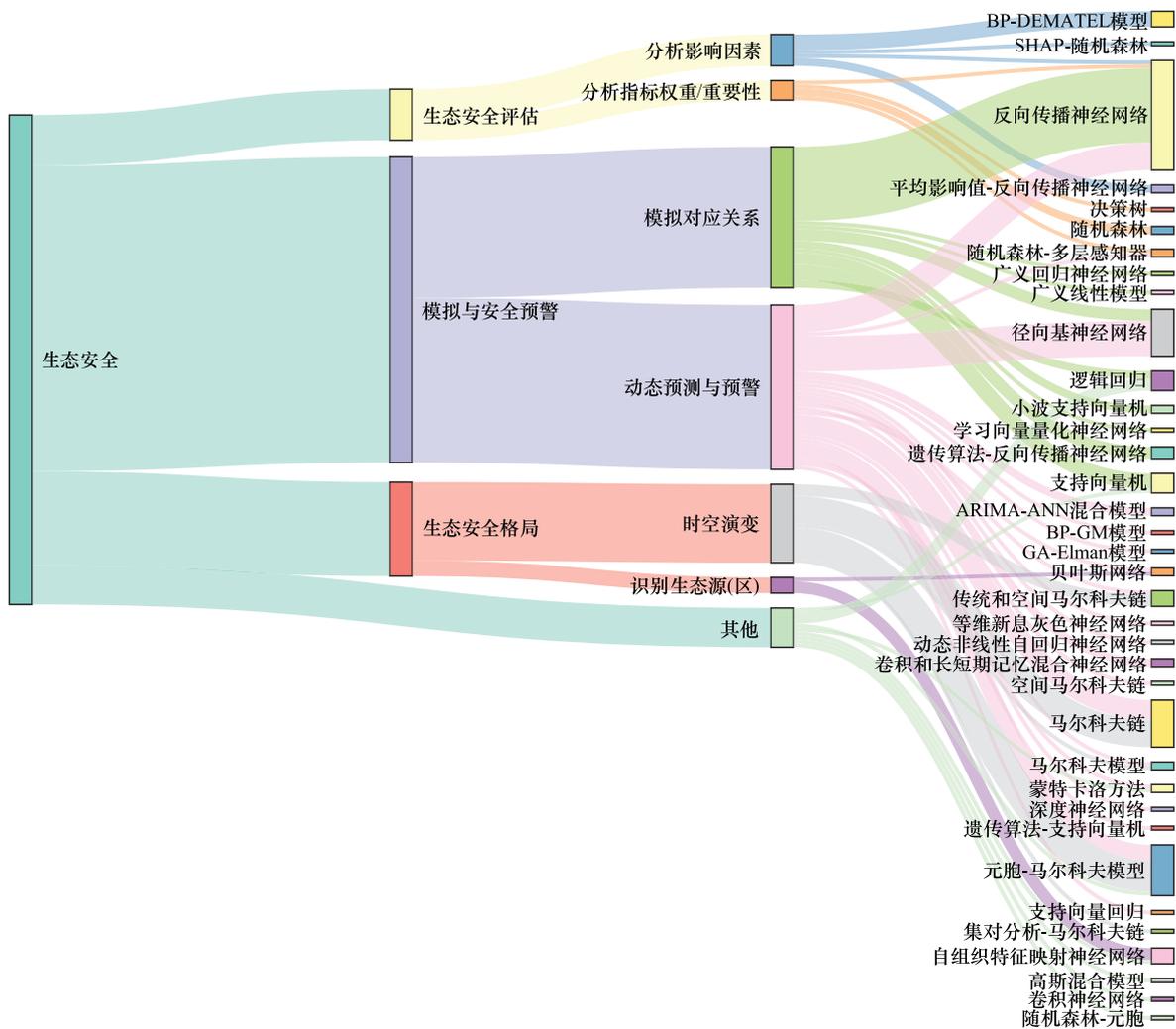


图3 机器学习在生态安全中的应用及算法

Fig.3 The application and algorithm of machine learning in ecological security

②BP-DEMATEL(Back Propagation-Decision-making Trial and Evaluation Laboratory):DEMATEL(决策与实验室方法)是美国 Bottelle 研究所提出的一种方法,是影响因素识别领域的常用算法之一。该方法通过图论和矩阵论分析各要素之间的关系及其相互作用的程度^[41],通过计算各指标的中心度、成因度、影响度和被影响度,来识别系统中的关键指标^[42],但该方法在获取数据时依赖于问卷或专家打分,容易受到主观影响。为了克服这一局限性,研究者提出了 BP-DEMATEL 模型,该模型利用 BP 得到的权值来代替传统 DEMATEL 方法中的问卷或专家打分^[43]。比如 Li 等^[44]使用 BP-DEMATEL 模型分析城市生态安全的影响因素,分析了各指标的作用和强度,减少主观影响,准确捕捉影响因素间的复杂关系,提高了生态安全影响因素分析的客观性和可靠性。

3.1.2 分析确定指标权重/重要性

①随机森林(Random Forest, RF):随机森林是 Breiman 等提出的一种基于分类树(Classification Tree)的算法。该算法的显著优势在于对异常值和噪声的鲁棒性较强,并且对多元共线性不敏感,不容易过拟合^[45],还具有检测异常值、处理缺失值的能力。朱蓬丹^[46]提出了基于随机森林的生态安全评估模型,通过计算 RF 中所有分类节点的平均基尼减少值来评估各指标的重要性程度,并结合 GIS 技术进行空间分析。该方法可以在对数据进行分类时,同时给出各个变量在分类中的重要性评分,可以在生态安全评估中分析确定指标的重要性。

②RF-MLP(Random Forest-Multilayer Perceptron):多层感知器(MLP)属于一种前馈神经网络。该方法通过 RF 多次迭代获得最优特征集,再利用 MLP 对优选特征训练得到各指标的权值,从而实现生态安全数据的自动特征识别和权值分配。比如 Zou 等^[47]利用该模型对中国粮食主产区的耕地生态安全进行评估和预警,提高了预测准确度。在生态安全评估中,这一集成模型可以自动选择相关度较高的特征集,并计算出各指标的权值,降低了传统方法中人为判断的主观性和不确定性。

3.2 模拟与安全预警中的应用

在模拟与安全预警中,处理这类问题的机器学习算法以神经网络为主,与传统的回归、模糊评价、灰色模型等方法相比,神经网络可以更好的反应生态安全中的非线性对应关系。通过结合已有的关系或历史数据,能够构建出具有较好自组织自适应能力的模型,从而提高预警结果的精准性和真实性,实现有效科学的防控。目前在生态安全的研究中,模拟与安全预警是应用机器学习方法取得成果最为丰硕的领域。

3.2.1 模拟对应关系

①反向传播神经网络(Back Propagation Neural, BP):BP 是神经网络训练的核心算法,它首先通过前向传播计算输出值,再通过反向传播计算误差梯度,利用梯度信息更新权重以减少误差,具有推导严谨、通用性好以及计算精确等优点,可以实现任意函数的逼近^[48]。常被应用于模拟那些影响因素多且关系复杂的系统^[49]。曾浩等^[50]、Wei 等^[51]均证明了该算法在生态安全评估中反应复杂非线性关系的能力,并且所得结果准确。因此,BP 算法在模拟生态过程时具有显著优势,能够揭示各项指标与生态安全之间的模糊关系。但是该算法的泛化能力有限,容易陷入局部极小值,收敛速度慢^[52],而且 BP 网络中隐含层层数和隐含层神经元的个数的选取目前也仍缺乏明确的理论指导。

②支持向量机(Support Vector Machine, SVM):SVM 是一种可用于处理非线性系统和高维空间数据的机器学习算法^[53]。具有全局最优、泛化能力强的优点,能有效应对小样本、非线性、高维模式识别等问题^[54]。陈鹏等^[55]、张志勇和刘希玉^[56]均使用 SVM 来模拟指标与生态安全之间的关系,证明了该算法在生态安全评估中的可行性和有效性。SVM 的缺点主要是训练速度慢、算法复杂度高且运算量大^[54],其性能高度依赖于核函数的选择,而当前对于核函数的选择尚无明确指导方法。

3.2.2 动态预测与预警

①径向基函数神经网络(Radial Basis Function Network, RBF):RBF 可以任意精度逼近任意的非线性函数,包括逼近能力强、网络结构简单、学习速度快等优点^[21],这对于提高生态安全预测预警的准确性至关重要。陈英等^[57]使用 RBF 神经网络,采用迭代一步滚动预测的方式对土地生态安全进行预警,结果表明 RBF 的拟合精度高,是生态安全预警的有效方法之一。欧定华^[58]将 RBF 和克里格插值法相结合,得到生态安全状况预测效果较好。该方法在生态安全预测与预警的应用中表现出了良好的预测能力和稳定性。但 RBF 的自学习能力不足,难以快速提高模型参数的精度^[59],并且在训练数据较少或数据存在噪音时预测效果较差^[60]。

②马尔科夫链(Markov Chains, MC):马尔科夫链为状态空间中经过从一个状态到另一个状态的转换的随机过程,通过研究随机事件的发生可能性和变化规律来预测未来某时刻的状态^[61],可用来分析生态安全状况随时间的转移概率。例如:赵风云等^[62]利用马尔科夫链预测湖泊流域的生态安全状态。潘真真等^[63]利用马尔科夫模型对 2014—2020 年贵州省生态安全警情进行预测,并验证了其在生态安全预警中的可行性。该算法为生态安全的动态变化提供了有力的分析工具,在揭示生态系统状态间转移规律方面展现出显著优势,但是在应对复杂的空间变化时,其计算能力有所欠缺,在中长期预测中的准确率较低^[64]。

3.3 生态安全格局中的应用

目前机器学习在生态安全格局中的应用还处于初期起步阶段,涉及到的算法较少,未来,机器学习算法在生态安全格局研究中还有着较为广阔的应用空间。

3.3.1 识别生态源(区)

①贝叶斯网络(Bayesian Network, BN):贝叶斯可以实现双向接理(原因→结果,结果→原因),能刻画变

量间不确定性因果关系,也可以在数据不完整的情况下进行推理,可应用于预测、决策、风险/可靠性分析等多个领域^[65]。Ouyang 等^[66]利用 BN 来预测和测量生态用途的变化,将生态用地的变化(经验知识)与现状(观测数据)的影响相结合,实现了对生态源的动态识别。通过引入 BN 这种不确定的推理工具,可以提供更加准确的概率估计,从而呈现出生态用地的动态变化特征。而该方法的缺点在于需要领域专家的知识 and 经验来选定合适的先验分布,同时还需要大量的计算^[67]。

②自组织特征映射(Self-Organizing Feature Map, SOFM):SOFM 是一种典型的非监督学习算法,对未知样本具有较高的识别率^[68],它可以根据学习规则自动对输入的模式进行分类,减少了指标权重的主观性,提高了分类的客观性和准确性^[69]。在生态安全格局中,SOFM 主要用于聚类、数据降维和功能区划,比如 Wang 等^[70]利用该算法进行空间聚类,来识别和提取重要的生态源地。这种算法不仅能够发现数据的潜在结构和相似性,还可以保持原始数据的空间结构和拓扑特征,在分区研究中具有更高的适应性和空间精度,但在处理高维数据时收敛速度较慢,而且缺乏明确标准来评估 SOFM 的数据降维效果^[71]。

3.3.2 时空演变

①CA-Markov 模型(Cellular Automaton-Markov):元胞自动机(CA)利用当前元胞空间内各元胞的状态信息,依据特定的转换规则来预测未来某一段时间元胞的状态,在空间预测方面具有显著优势;而 Markov 在数量预测上更为擅长。CA-Markov 则结合了二者的长处,能够同时考虑时空两个维度的预测结果^[72]。比如 Li 等^[73]基于 CA-Markov 模型预测土地利用时间变化,模拟 2025 年不同情景下的土地利用格局并进行生态安全评估。Peng 等^[74]利用 CA-Markov 预测不同情景下未来土地利用情况,进行生态源区识别和生态安全评估。因为该模型可以纳入社会、经济、地形和道路数据,能够体现社会经济发展的特征,因而被广泛应用于未来土地利用的预测和优化^[73,75],被认为是模拟和预测土地利用变化很有效的一种方法^[76-77]。不足之处在于其转移概率矩阵是基于历史数据所确定的,难以全面准确的反映未来土地覆盖变化。

②空间马尔科夫链(Spatial Markov chain, SMC):是传统马尔科夫链和空间滞后的结合,通过引入空间滞后因子,弥补了传统马尔科夫链在空间性上的不足^[78]。比如 Ma 等^[79]利用马尔科夫链和空间马尔科夫链探讨黄山市旅游生态安全的时空动态,发现旅游生态安全转移呈现稳定、路径依赖的特点。穆学青等^[7]运用空间马尔科夫链构建出流域的旅游生态安全空间转移概率矩阵,研究邻域背景对旅游生态安全等级类型转移的影响。该方法不仅可以描述生态安全等级的时空演化,还能够分析生态安全等级随时间变化的概率,使得分析更为细致全面,能有效揭示生态安全演变过程中各要素间的相互作用关系。

3.4 机器学习算法的演变分析

从发文量的时间分布来看(图 4),2017 年以后相关的发文量才有所提高,其中可能的促成因素是国务院在 2017 年发布《新一代人工智能发展规划》,2022 年中国信息通信研究院发布《人工智能白皮书》,这些政策文件引导了中国社会对人工智能化手段的应用。虽然目前机器学习算法在生态安全领域的研究时间相对较短,但已初步取得一些成效,因此本文对生态安全中机器学习算法的演变规律进行了总结,旨在为后续算法的优化工作提供指导。

1)对算法本身的优化:应用于生态安全评估中的随机森林,是集成了多个决策树的学习方法,因为决策树的分类规则复杂,训练过程中容易出现过拟合现象,而随机森林通过其特有的集成策略克服了决策树的不足,而且数据处理能力强,预测精度也明显提高^[80],成为当前的主流算法。在生态安全格局的相关研究中,以马尔科夫链算法为主线,从最初的马尔科夫链,再到元胞-马尔科夫链和空间马尔科夫链,弥补了原始算法中空间分析方面的不足,成为描述和预测具有空间特征数据的有力工具。

2)不同算法间的相互组合(集成学习算法):相比单一模型,集成学习算法可以克服单一算法中的局限性,但同时计算复杂度也会变高,需要更多的计算资源。比如在模拟与安全预警中常见的就是遗传算法与神经网络的相互组合。遗传算法(Genetic Algorithms, GA)是一种模拟自然选择和遗传机制的随机搜索和优化方法^[81],通过模拟自然界中“适者生存”的生物进化原理,被广泛用于解决各种优化问题^[82]。可以将 GA 得

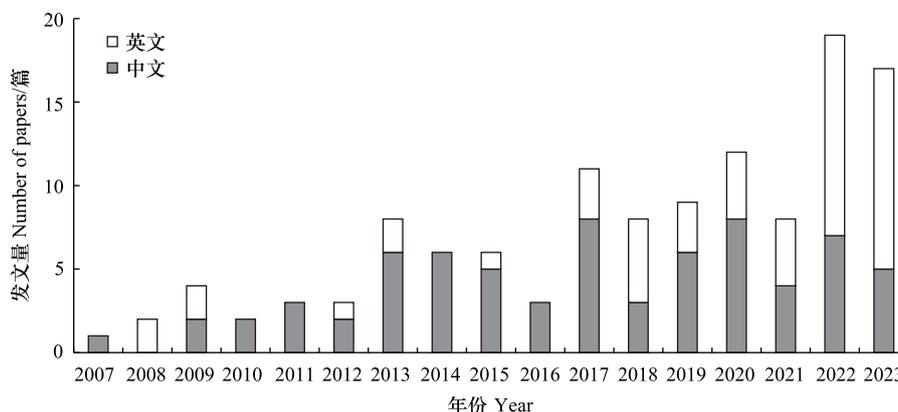


图4 机器学习在生态安全领域中的发文量变化趋势

Fig.4 The trend of papers in the application of machine learning in the field of ecological security

到的最优个体分解为神经网络的权值和阈值,从而实现优化。比如 Zhao 等^[83]使用 GA-SVM 提高了预测的准确率,认为 GA-SVM 模型是预测土地资源生态安全的潜在有效候选模型。王锦洋等^[84]采用 GA 对 Elman 神经网络权值阈值进行优化,发现利用 GA-Elman 对矿区的生态安全进行预测具有较高的准确性和可靠性。

此外,还有灰色 GM 模型与神经网络的组合。利用灰色模型对输入指标进行预测,再利用训练好的网络达到对输出指标的预测。比如巩芳和陶鹤争^[85]将 BP 与灰色 GM 模型组合对工业污染生态安全进行预警。杨嘉怡等^[86]将灰色 GM(1,1)模型与 RBF 神经网络相结合构建等维新息灰色神经网络(DGM-RBF)动态组合预警模型,该方法充分利用了灰色模型信息需求少、计算效率高的特点,以及神经网络在自适应性和自学习能力方面的优势,解决了灰色模型在处理非线性问题时偏差较大的缺点,提高了预警结果的精确度和可靠性。

3) 解决同一问题的多种可能算法:由于每种算法都有独特的优势和局限性,为了探究哪种算法更适合解决哪类生态安全问题,需要进行不断的尝试。比如在模拟生态安全对应关系中,最早采用的 BP 算法,后来有学者尝试将 RBF 应用于该问题,因为 RBF 的学习速度比 BP 快,还能够有效避免 BP 易陷入局部最小的不足^[87]。随后还有其他学者尝试了 SVM、逻辑回归^[88]、学习向量量化神经网络^[89]等算法。但哪种算法最优,还尚无定论,需要根据具体问题来进行选择。

4 研究展望

基于生态安全不同子领域的难点与不足,以及目前机器学习在该领域的应用情况,本文选择三个有望深入融合的研究问题进行细致的展望与讨论(图5)。

4.1 识别生态安全阈值

生态安全阈值的确定一直是生态安全研究中的一个重要问题^[90],包括安全与非安全之间的界限,以及生态安全不同预警等级的阈值,然而这一问题在几十年的研究中始终没有得到很好的解决。现有文献大多采用 K-means 聚类或自然断点法来确定生态安全的临界点。K-means 聚类在 K 值选择和初始条件设定上存在局限,而自然断点法难以反映生态系统的复杂性和动态性,导致结果有所偏倚。机器学习作为一种基于大数据的技术,能够在海量数据中自动识别潜在模式和规律,并找到与阈值设定相关的关键特征,从而提高阈值设定的准确性。

比如梯度提升决策树算法(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT),可以通过学习来调整自变量权重从而提高模型的预测精度,该算法对变量间的共线性、异常值和缺失值也具有较高的容忍度^[91]。刘海钰和曲海成^[92]曾利用 GBDT 算法对肝癌早期复发的数据进行模拟,使用 AUC(最优参数的评价指标)对不同阈值结果进行评价,得到了肝癌早期复发的最优阈值。未来可以利用该方法分析土地利用数据、气候数据、环境监测数

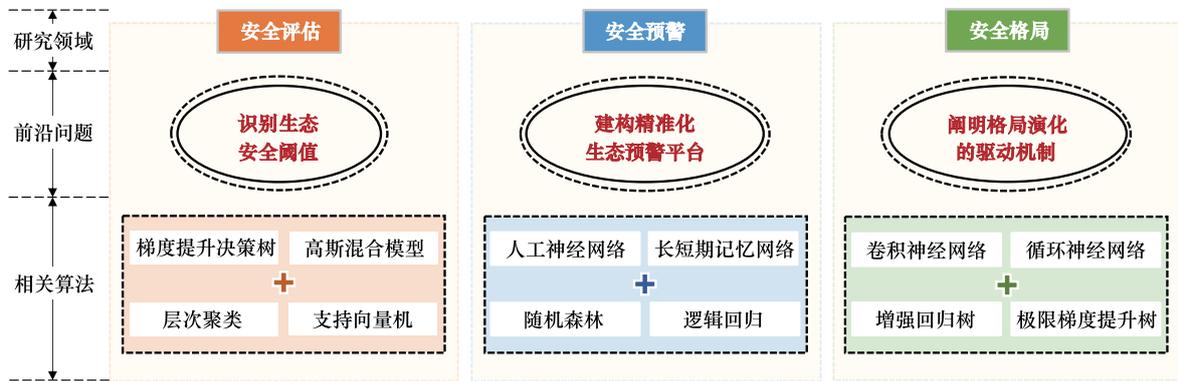


图 5 机器学习在生态安全中的研究展望

Fig.5 Research prospects of machine learning in ecological security

仅展示部分算法示例,旨在提供概览,实际应用中,算法种类繁多

据等多源空间大数据来探究生态安全的阈值。另外,机器学习中的非监督学习是通过处理未标记数据集来寻求数据间的内在模式和统计规律,它们能够挖掘出生态系统中的隐含规律,从而揭示数据中的潜在关联和依赖关系。比如层次聚类算法(Hierarchical Clustering)、高斯混合模型(Gaussian Mixture Model)等,未来也可以通过这些算法识别出不同生态系统中关键指标的临界值,为生态安全阈值的确定提供参考。

4.2 构建精准化生态安全预警平台

目前,国内的生态安全预警研究较为粗放,缺乏针对生态预警的细致分类。为了提升预警的精准度,构建精准化的预警平台显得尤为重要。其核心在于准确模拟生态风险状态及综合环境状况,并据此建立精准的风险预测模型。与传统的回归分析相比,机器学习具有强大的非线性模拟能力,能得到更精准的结果,尽管目前该领域已有部分研究,但随着机器学习算法的快速迭代和演化,其在模拟建模方面仍有巨大的发展潜力与发展空间。

比如长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM),是一种时间递归神经网络(Recurrent Neural Networks, RNN),可以对具有短期或长期依赖关系的数据进行精确建模[93],解决了传统RNN在处理长序列数据时的梯度消失和梯度爆炸问题[94]。该算法在天气预报实时监测与预警中已有很多研究[95],SHI等[96]还提出了一种卷积LSTM(ConvLSTM)降水预报方法,不仅效果显著,而且同时考虑了时序和空间相关性。其他算法比如SVM-M与SVM-PGV在地震预警中得到很好的应用[97],在区域滑坡灾害预警方面,有随机森林、逻辑回归和人工神经网络等算法的研究[98]。但这些算法在生态安全领域鲜有应用。未来可借鉴其他领域的研究成果,寻找适合模拟生态安全预警的算法,进一步提高模拟预测的精准性。

4.3 预测生态安全格局的动态发展过程,阐明格局演化的驱动机制

生态安全是一个复杂的动态平衡过程,即安全格局的演化和发展。如何评估、预测安全格局未来演化的多种可能性、演化路径以及演化结果至关重要。目前,机器学习在土地利用领域已有一定基础与成果[99],为安全格局演化提供了重要研究基础,学者们结合不同算法与模型,比如CA-Markov模型、FLUS模型、PLUS模型,实现了土地利用变化预测。然而,要深入理解和应对生态安全格局的演化,还需要进一步探索其他机器学习算法的应用。比如卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN),在图像处理方面具有显著优势,能够利用遥感影像精确识别生态系统中土地利用类型和景观格局的变化。循环神经网络擅长处理时间序列数据,有助于分析生态安全格局的动态变化过程。

通过格局优化来提高生态用地的安全性是生态安全格局研究的最终目标之一,而深入了解格局变化背后的驱动机制则是解决这一问题的关键。机器学习算法通过大量数据样本的训练,能够从数据中提取关键特征,发现潜在的复杂关系和规律,从而更准确地揭示各因素间的相互关系。比如增强回归树(Boosted

Regression Tree, BRT)在定量研究多因素的影响方面具有优势,车通等^[100]利用该算法定量揭示了建设用地扩张的关键驱动力及其变化规律。罗良文和张郑秋^[101]运用极限梯度提升树(XGBoost)识别产业智能化的核心驱动因素,并借助加权指数随机图模型(ERGM)分析产业智能化空间关联网络驱动机制。未来的研究中可以利用这些较新的算法,或者通过迁移学习(Transfer Learning)将其他领域已有的知识迁移到生态安全研究中,以揭示生态过程的作用机制。

5 研究挑战

5.1 技术门槛较高

人工智能已成为新时代的重要工具,然而其应用却面临着较高的技术门槛。为了有效利用这些先进工具推进生态安全的相关研究,研究者需具备一定的编程基础,以实现复杂算法的精准操控;同时还要具备程序纠错能力,确保数据分析和模型训练的准确性。只有这样,才能确保机器学习在生态安全研究中的有效应用。

5.2 应用场景精准严格

AI算法功能强大,但并非万能,其应用需建立在对不同算法特点与适用范围的深刻理解之上。多数算法具有严格限定的应用场景和范围,一旦超出,其效能将大打折扣甚至完全失效。对于某些新兴算法,其有效性也需经过严格的验证过程,以确保其在生态安全领域的实际应用中能够发挥预期作用。由于当前人工智能领域的热度高涨,不可避免地出现了一些算法滥用的情况。因此,未来在利用AI算法推进生态安全研究时,还需审慎选择算法,并严格界定其应用范围。

5.3 部分模型的可解释性欠缺、泛化能力有限

在当前的机器学习算法中,尤其是深度学习中的神经网络,普遍存在着“黑箱”问题。这意味着无法对模型的中间过程和内在机制提供合理的解释,尽管许多文献利用相关算法得到了生态安全的对应关系或者预测结果,但都缺乏具体的解释,使得难以提出有针对性的管理决策。此外,机器学习模型往往在特定数据集上表现出色,但面对新的对象时,其泛化能力往往受限,这也限制了模型的普适性,不同研究结果之间的可比性也受到了严重制约。

6 结束语

随着人工智能技术的快速发展与海量数据时代的到来,机器学习必将在生态安全领域得到更为广泛的应用。本文通过梳理和概述机器学习在生态安全领域中的应用,旨在为生态安全的发展提供新的可能性,也为相关领域的研究者提供一些启发与借鉴。然而,由于算法种类繁多且数量庞大,本文仅对统计结果中高频使用的算法进行了详细介绍和解析,选取了三个最具融合潜力的方向进行讨论和展望,因此,对于其他算法和研究问题的探讨尚存在局限性。期待未来更多的研究者能够加入到这一领域,共同推动该领域的深入发展,为应对复杂的生态挑战提供更多新的解决方案。

参考文献(References):

- [1] Pichler M, Hartig F. Machine learning and deep learning—A review for ecologists. *Methods in Ecology and Evolution*, 2023, 14(4): 994-1016.
- [2] Gilbert N A, Amaral B R, Smith O M, Williams P J, Ceyzyk S, Ayebare S, Davis K L, Leuenberger W, Doser J W, Zipkin E F. A century of statistical Ecology. *Ecology*, 2024, e4283.
- [3] Yu Q, Ji W, Prihodko L, Ross C W, Anchang J Y, Hanan N P. Study becomes insight: ecological learning from machine learning. *Methods in Ecology and Evolution*, 2021, 12(11): 2117-2128.
- [4] Christin S, Hervet E, Lecomte N. Applications for deep learning in ecology. *Methods in Ecology and Evolution*, 2019, 10(10): 1632-1644.
- [5] McCallen E, Knott J, Nunez-Mir G, Taylor B, Jo I, Fei S. Trends in ecology: shifts in ecological research themes over the past four decades. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 2019, 17(2): 109-116.
- [6] 王毅, 巫金洪, 储诚进, 李添明. 中国生态安全屏障体系建设现状、主要问题及对策建议. *生态学报*, 2023, 43(1): 166-175.
- [7] 穆学青, 郭向阳, 明庆忠, 胡程. 黄河流域旅游生态安全的动态演变特征及驱动因素. *地理学报*, 2022, 77(3): 714-735.

- [8] 刘颂, 刘蕾. 基于生态安全的区域生态空间弹性规划研究—以山东省滕州市为例. *中国园林*, 2020, 36(2): 11-16.
- [9] 叶文虎, 孔青春. 环境安全: 21 世纪人类面临的根本问题. *中国人口·资源与环境*, 2001, 11(3): 42-44.
- [10] 欧阳志云, 崔书红, 郑华. 我国生态安全面临的挑战与对策. *科学与社会*, 2015, 5(1): 20-30.
- [11] 叶鑫, 邹长新, 刘国华, 林乃峰, 徐梦佳. 生态安全格局研究的主要内容与进展. *生态学报*, 2018, 38(10): 3382-3392.
- [12] 秦晓楠, 卢小丽, 武春友. 国内生态安全研究知识图谱—基于 Citespace 的计量分析. *生态学报*, 2014, 34(13): 3693-3703.
- [13] Liu C, Li W, Xu J, Zhou H, Li C, Wang W. Global trends and characteristics of ecological security research in the early 21st century: A literature review and bibliometric analysis. *Ecological Indicators*, 2022, 137: 108734.
- [14] Wang L, Pang Y S. A review of regional ecological security evaluation. *Applied Mechanics and Materials*, 2012, 178-181: 337-344.
- [15] Wen J, Hou K. Research on the progress of regional ecological security evaluation and optimization of its common limitations. *Ecological Indicators*, 2021, 127: 107797.
- [16] 刘红, 王慧, 张兴卫. 生态安全评价研究述评. *生态学杂志*, 2006, (1): 74-78.
- [17] 程研, 关颖慧, 吴秀芹. 基于土地利用变化的喀斯特断陷盆地景观格局演变与生态安全评价. *生态学报*, 2023, 43(22): 9471-9485.
- [18] Liu Y, Zhao C, Liu X, Chang Y, Wang H, Yang J, Yang X, Wei Y. The multi-dimensional perspective of ecological security evaluation and drive mechanism for Baishuijiang National Nature Reserve, China. *Ecological Indicators*, 2021, 132: 108295.
- [19] Zhu B, Hashimoto S, Cushman S A. Navigating ecological security research over the last 30 years: a scoping review. *Sustainability Science*, 2023, 18(5): 2485-2498.
- [20] 周旭. 我国生态安全评价研究综述. *西华师范大学学报(自然科学版)*, 2007, (3): 200-206.
- [21] 徐美, 朱翔, 刘春腊. 基于 RBF 的湖南省土地生态安全动态预警. *地理学报*, 2012, 67(10): 1411-1422.
- [22] 毕明丽. 基于生态足迹的粤港澳大湾区生态安全测度及预警研究. 首都经济贸易大学, 2021.
- [23] 都瓦莲. 基于情景模拟的东辽河流域生态安全预警研究[D]. 长春: 东北师范大学, 2023.
- [24] 范小杉, 何萍, 徐杰, 任颖, 侯利萍. 我国生态环境预警研究进展. *环境工程技术学报*, 2020, 10(06): 996-1006.
- [25] Fu Y, Shi X, He J, Yuan Y, Qu L. Identification and optimization strategy of county ecological security pattern: A case study in the Loess Plateau, China. *Ecological Indicators*, 2020, 112: 106030.
- [26] Zhang L, Peng J, Liu Y, Wu J. Coupling ecosystem services supply and human ecological demand to identify landscape ecological security pattern: A case study in Beijing-Tianjin-Hebei region, China. *Urban Ecosystems*, 2017, 20: 701-714.
- [27] 易浪, 孙颖, 尹少华, 魏晓. 生态安全格局构建: 概念、框架与展望. *生态环境学报*, 2022, 31(4): 845-856.
- [28] Chen J, Wang S, Zou Y. Construction of an ecological security pattern based on ecosystem sensitivity and the importance of ecological services: A case study of the Guanzhong Plain urban agglomeration, China. *Ecological Indicators*, 2022, 136: 108688.
- [29] 柳建玲, 李胜鹏, 范胜龙, 胡勇. 基于生态安全格局的厦漳泉地区国土空间生态保护修复区与预警点识别. *生态学报*, 2021, 41(20): 8124-8134.
- [30] Chen L, Ma Y. Ecological Risk Identification and Ecological Security Pattern Construction of Productive Wetland Landscape. *Water Resources Management*, 2023, 37(12): 4709-4731.
- [31] 刘国华. 西南生态安全格局形成机制及演变机理. *生态学报*, 2016, 36(22): 7088-7091.
- [32] 彭建, 赵会娟, 刘焱序, 吴健生. 区域生态安全格局构建研究进展与展望. *地理研究*, 2017, 36(3): 407-419.
- [33] Sarker I H. Machine learning: Algorithms, real-world applications and research directions. *SN Computer Science*, 2021, 2(3): 160.
- [34] Ray S. A quick review of machine learning algorithms. 2019 International conference on machine learning, big data, cloud and parallel computing (COMITCon). *IEEE*, 2019, 35-39.
- [35] Ayyadevara V K. Pro machine learning algorithms. Apress: Berkeley, CA, USA, 2018: 283-297.
- [36] Sharma D, Kumar N. A review on machine learning algorithms, tasks and applications. *International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET)*, 2017, 6(10): 2278-1323.
- [37] Dombi G W, Nandi P, Saxe J M, Ledgerwood A M, Lucas C E. Prediction of rib fracture injury outcome by an artificial neural network. *Journal of Trauma*, 1995, 39(5): 915-921.
- [38] Tian P, Zhan G F, Nai L. A variable selection for asphalt pavement performance based on RBF neural network. *Applied Mechanics and Materials*, 2015, 744-746: 1222-1225.
- [39] Liu L. Assessment of water resource security in karst area of Guizhou Province, China. *Scientific Reports*, 2021, 11(1): 7641.
- [40] 何芳, 王小川, 肖森予, 李晓丽. 基于 MIV-BP 型网络实验的房地产项目风险识别研究. *运筹与管理*, 2013, (2): 229-234.
- [41] Tseng M L. A causal and effect decision making model of service quality expectation using grey-fuzzy DEMATEL approach. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(4): 7738-7748.
- [42] 李春荣, 耿涌, 薛冰, 任婉侠, 董会娟. 基于 DEMATEL 的城市可持续发展障碍因素分析——以沈阳市为例. *应用生态学报*, 2012, 23

- (10): 2836-2842.
- [43] 孙亚翡, 王涛, 路锦枝, 周中元. 基于 BP-DEMATEL 算法的冰情预报因子敏感性分析. 水利学报, 2022, 53(9): 1083-1091.
- [44] Li Z T, Yuan M J, Hu M M, Wang Y F, Xia B C. Evaluation of ecological security and influencing factors analysis based on robustness analysis and the BP-DEMATEL model: A case study of the Pearl River Delta urban agglomeration. *Ecological Indicators*, 2019, 101: 595-602.
- [45] Breiman L. Random forests. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [46] 朱蓬丹. 湘乡市生态安全评价研究. 湖北农业科学, 2021, 60(16): 57-63, 75.
- [47] Zou S, Zhang L, Huang X, Osei F B, Ou G. Early ecological security warning of cultivated lands using RF-MLP integration model: A case study on China's main grain-producing areas. *Ecological Indicators*, 2022, 141: 109059.
- [48] 胡越, 罗东阳, 花奎, 路海明, 张学工. 关于深度学习的综述与讨论. 智能系统学报, 2019, 14(1): 1-19.
- [49] 王彤彤, 翟军海, 何欢, 郑纪勇, 涂川. BP 神经网络和 SVM 模型对施加生物炭土壤水分预测的适用性. 水土保持研究, 2017, 24(3): 86-91.
- [50] 曾浩, 张中旺, 张红, 马喜. BP 神经网络方法在城市土地生态安全评价中的应用—以武汉市为例. 安徽农业科学, 2011, 39(33): 20687-20689, 20740.
- [51] Wei X, Shao H, Zhou W, Zhou J, Huang J, Liu Z. Eco-security evaluation in Panxi mining concentrated area. 2009 Joint Urban Remote Sensing Event. *IEEE*, 2009: 1-6.
- [52] 范文义, 张海玉, 于颖, 毛学刚, 杨金明. 三种森林生物量估测模型比较分析. 植物生态学报, 2011, 35(4): 402-410.
- [53] Cogdill R, Dardenne P. Least-squares support vector machines for chemometrics: An introduction and evaluation. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2004, 12(2): 93-100.
- [54] 汪海燕, 黎建辉, 杨风雷. 支持向量机理论及算法研究综述. 计算机应用研究, 2014, 31(5): 1281-1286.
- [55] 陈鹏, 张立峰, 刘家福, 社会石. 基于支持向量机的吉林西部农业生态安全评价. 湖北农业科学, 2015, 54(19): 4898-4902.
- [56] 张志勇, 刘希玉. 基于 SVM 的区域土地资源生态安全评价研究. 计算机工程与应用, 2009, 45(10): 245-248.
- [57] 陈英, 孔喆, 路正, 王东, 邱晓娜, 闵文婧, 杨润慈. 基于 RBF 神经网络模型的土地生态安全预警—以甘肃省张掖市为例. 干旱地区农业研究, 2017, 35(1): 264-270.
- [58] 欧定华, 夏建国, 欧晓芳. 基于 GIS 和 RBF 的城郊区生态安全评价及变化趋势预测—以成都市龙泉驿区为例. 地理与地理信息科学, 2017, 33(1): 49-58.
- [59] 丁威, 杜钦君, 赵龙, 宋传明, 罗永刚, 毕胜, 王彬. 采用干扰观测器智能 PID 的电磁炒药机温度控制系统设计. 西安交通大学学报, 2021, 55(5): 133-142.
- [60] 刘萌伟, 黎夏, 刘涛. 基于基因表达式编程的人口预测模型. 中山大学学报(自然科学版), 2010, 49(6): 115-120.
- [61] 马银, 郑敏睿, 郑新奇, 郭文华, 刘孟兰, 李佳阳, 朱邦仁. 基于 CA-Markov 和 MSPA 的绿色基础设施预测与时空演变分析—以京津冀城市群为例. 生态学报, 2023, 43(16): 6785-6797.
- [62] 赵风云, 王黎, 胡林, 胡宁. 基于马尔可夫的滇东湖生态安全状态判别研究. 科技通报, 2018, 34(6): 256-262.
- [63] 潘真真, 苏维词, 王建伟. 基于可拓-马尔科夫模型的贵州省生态安全预警. 山地学报, 2016, 34(5): 580-590.
- [64] 王国庆, 牛伟, 成娟, 翟正军, 郭阳明. 基于阶次小波包与 Markov 链模型的转子早期故障诊断. 西北工业大学学报, 2012, 30(3): 466-471.
- [65] 裘江南, 王延章, 董磊磊, 叶鑫. 基于贝叶斯网络的突发事件预测模型. 系统管理学报, 2011, 20(01): 98-103, 108.
- [66] Ouyang X, Wang Z, Zhu X. Construction of the ecological security pattern of urban agglomeration under the framework of supply and demand of ecosystem services using Bayesian network machine learning: Case study of the Changsha-Zhuzhou-Xiangtan urban agglomeration, China. *Sustainability*, 2019, 11(22): 6416.
- [67] 李世园, 吕少宁, 文军. 青藏高原低涡的活动特征和敏感区识别及其与陆面的关联分析研究. 高原气象, 2024, 43(3): 529-548.
- [68] 张治国. 人工神经网络及其在地学中的应用研究[D]. 长春: 吉林大学, 2006.
- [69] 邹易, 蒙吉军, 吴英迪, 魏婵娟, 程浩然, 马宇翔. 基于自组织特征映射模型(SOFM)网络的中国自然资源生态安全区划. 生态学报, 2024, 44(1): 171-182.
- [70] Wang Z, Luo K, Zhao Y, Lechner A M, Wu J, Zhu Q, Sha W, Wang Y. Modelling regional ecological security pattern and restoration priorities after long-term intensive open-pit coal mining. *Science of the Total Environment*, 2022, 835: 155491.
- [71] 贺玲, 蔡益朝, 杨征. 高维数据聚类方法综述. 计算机应用研究, 2010, 27(1): 23-26+31.
- [72] 赵林峰, 刘小平, 刘鹏华, 陈广照, 何家律. 基于地理分区与 FLUS 模型的城市扩张模拟与预警. 地球信息科学学报, 2020, 22(3): 516-530.
- [73] Li Z T, Li M, Xia B C. Spatio-temporal dynamics of ecological security pattern of the Pearl River Delta urban agglomeration based on LUCC simulation. *Ecological Indicators*, 2020, 114: 106319.

- [74] Peng W, Zhang Z, He G, Liu X, Wang W, Cai Y, López-Carr D. Integrating potential land use conflict into ecological security pattern in response to land use/cover changes at a county scale in Yangtze River Delta, China. *Frontiers in Earth Science*, 2022, 10: 875433.
- [75] Reddy C S, Singh S, Dadhwal V K, Jha C S, Rao N R, Diwakar P G. Predictive modelling of the spatial pattern of past and future forest cover changes in India. *Journal of Earth System Science*, 2017, 126(1): 8.
- [76] Amini Parsa V, Yavari A, Nejadi A. Spatio-temporal analysis of land use/land cover pattern changes in Arasbaran Biosphere Reserve; Iran. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2016, 2(4): 1-13.
- [77] Singh S K, Mustak S, Srivastava P K, Szabó S, Islam T. Predicting spatial and decadal LULC changes through cellular automata Markov chain models using earth observation datasets and geo-information. *Environmental Processes*, 2015, 2(1): 61-78.
- [78] Roberts G O, Rosenthal J S. General state space Markov chains and MCMC algorithms. *Probability Surveys*, 2004, 1:20-71.
- [79] Ma J X, Zhang J H, Sun F, Zou C X, Ma T C. Spatial-temporal pattern and influencing factors of tourism ecological security in Huangshan City. *Frontiers in Ecology and Evolution*, 2023, 11: 1214741.
- [83] 穆学青, 郭向阳, 明庆忠, 胡程. 黄河流域旅游生态安全的动态演变特征及驱动因素. *地理学报*, 2022, 77(3): 714-735.
- [80] 贾南, 陈悦, 康可霖, 李俊锋. 基于 RF 的森林火灾风险评价模型及其应用研究. *安全与环境学报*, 2020, 20(04): 1236-1240.
- [81] 马永杰, 云文霞. 遗传算法研究进展. *计算机应用研究*, 2012, 29(04): 1201-1206, 1210.
- [82] Fofanah A J, Koroma S, Bangura H I. Experimental Exploration of Evolutionary Algorithms and their Applications in Complex Problems: Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization Algorithm. *Journal of Healthcare and Medical Research*, 2023, 10(2): 364-401.
- [84] 王锦洋, 卢才武, 李发本, 章赛. 基于 PSR 和 GA-Elman 模型的露天矿区生态安全评价研究. *中国矿业*, 2020, 29(2): 65-71.
- [85] 巩芳, 陶鹤争. 基于 BP-GM 的工业污染生态安全预警系统研究. *资源开发与市场*, 2013, 29(3): 237-239, 298.
- [86] 杨嘉怡, 曾旗. 基于组合模型的煤炭城市生态安全预警研究——以焦作市为例. *地域研究与开发*, 2018, 37(3): 113-119.
- [87] 张晓瑞, 方创琳, 王振波, 马海涛. 基于 RBF 神经网络的城市建成区面积预测研究——兼与 BP 神经网络和线性回归对比分析. *长江流域资源与环境*, 2013, 22(6): 691-697.
- [88] Peng J, Zhao M, Guo X, Pan Y, Liu Y. Spatial-temporal dynamics and associated driving forces of urban ecological land: A case study in Shenzhen City, China. *Habitat International*, 2017, 60: 81-90.
- [89] 王婧, 靳春玲, 贡力, 逯坤坤, 朱桂勇. 基于 FCM-LVQ 网络模型的疏勒河流域水安全评价. *水资源与水工程学报*, 2021, 32(1): 103-109, 116.
- [90] 王晓峰, 吕一河, 傅伯杰. 生态系统服务与生态安全. *自然杂志*, 2012, 34(5): 273-276, 298.
- [91] 汪成刚, 王波, 王琪智, 雷雅钦. 城市活力与建成环境的非线性关系和阈值效应研究——以广州市中心城区为例. *地理科学进展*, 2023, 42(1): 79-88.
- [92] 刘海钰, 曲海成. 基于数据挖掘的肝癌早期复发预测与阈值研究. *智能计算机与应用*, 2021, 11(8): 35-41.
- [93] 杨丽, 吴雨茜, 王俊丽, 刘义理. 循环神经网络研究综述. *计算机应用*, 2018, 38(S2): 1-6, 26.
- [94] 胡楠, 孙源, 张永垂, 钟中. 基于 ConvLSTM 的西北太平洋海表温度中短期预报. *气象科学*, 2024, 2: 375-381.
- [95] 董润婷, 吴利, 王晓英, 曹腾飞, 黄建强, 管琴, 吴洁瑕. 深度学习在天气预报领域的应用分析及研究进展综述. *计算机应用*, 2023, 43(6): 1958-1968.
- [96] Shi X, Chen Z, Wang H, Yeung D Y, Wong W K, Woo W C. Convolutional LSTM network: a machine learning approach for precipitation nowcasting. *Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Montreal, Canada: MIT Press, 2015.
- [97] 宋晋东, 朱景宝, 韦永祥, 刘艳琼, 何斌, 李继龙, 李山有. 2022 年 1 月 8 日青海门源 6.9 级地震机器学习地震预警震级估计与现地阈值报警的回溯验证. *地球物理学报*, 2023, 66(7): 2903-2919.
- [98] 刘艳辉, 方然可, 苏永超, 肖锐铨. 基于机器学习的区域滑坡灾害预警模型研究. *工程地质学报*, 2021, 29(1): 116-124.
- [99] Wang J, Bretz M, Dewan M A A, Delavar M A. Machine learning in modelling land-use and land cover-change (LULCC): Current status, challenges and prospects. *Science of the Total Environment*, 2022, 822: 153559.
- [100] 车通, 罗云建, 李成. 扬州城市建设用地扩张的时空演变特征及其驱动机制. *生态学杂志*, 2019, 38(6): 1872-1880.
- [101] 罗良文, 张郑秋. 中国城市产业智能化空间关联网络及其驱动机制. *财经研究*, 2024, 50(1): 109-123.