

刘东, 姜宸一, 张亮亮, 等. 基于 GA-CNN 的农业旱灾恢复力及影响因素[J]. 南水北调与水利科技(中英文), 2024, 22(4): 672-683.
LIU D, JIANG C Y, ZHANG L L, et al. Agricultural drought resilience and influencing factors based on optimized convolutional neural network of genetic algorithm[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2024, 22(4): 672-683. (in Chinese)

基于 GA-CNN 的农业旱灾恢复力及影响因素

刘东^{1,2,3}, 姜宸一¹, 张亮亮^{1,4}, 李佳民⁵

(1. 东北农业大学水利与土木工程学院, 哈尔滨 150030; 2. 农业农村部农业水资源高效利用重点实验室, 哈尔滨 150030; 3. 黑龙江省寒区水资源与水利工程重点实验室, 哈尔滨 150030; 4. 清华大学水圈科学与水利工程全国重点实验室, 北京 100084; 5. 黑龙江省泥河水库管理处, 黑龙江 兰西 151500)

摘要: 为提高区域农业旱灾恢复力测度精度, 构建基于遗传算法优化的卷积神经网络(convolutional neural networks optimized by genetic algorithm, GA-CNN)模型。以讷河市为研究区域, 根据当地农业经济发展规律与水资源空间分布状况, 选取 11 个农业旱灾恢复力表征指标, 基于构建的 GA-CNN 模型精确测度研究区 2010—2021 年的旱灾恢复力, 并采用熵值法对恢复力时间演变的关键驱动力进行解析。结果表明: 研究时段内, 讷河市农业旱灾恢复力在时间尺度上呈现先上升后下降再波动起伏的演变态势; 森林覆盖率、单位面积粮食产量、人均水资源量等是影响研究区农业旱灾恢复力时程变化的主要驱动因子; 研究构建的 GA-CNN 模型与传统 CNN 模型及 SVM 模型相比, 平均绝对误差 E_{MA} 分别降低了 23.51% 和 32.36%, 均方根误差 E_{RMS} 分别降低了 14.42% 和 25.32%, 拟合优度 R^2 分别增长了 0.08% 和 1.08%, 说明 GA-CNN 模型在拟合性、适配性、稳定性、可靠性以及评估精度等方面更具优势。研究成果可为区域农业旱灾恢复力测度提供一种更为可靠的新模型, 也可为区域农业防旱减灾、应急管理 etc 提供科学指导。

关键词: 农业旱灾恢复力; 遗传算法; 卷积神经网络; 熵值法; 影响因素

中图分类号: TV213.9 **文献标志码:** A **DOI:** 10.13476/j.cnki.nsbdqk.2024.0069

旱灾作为对区域可持续发展产生负面影响大的自然灾害之一, 对人类社会的威胁日益严重。在全球气候变暖背景下, 旱灾发生的不确定性将进一步增加, 且不同的地理、气候条件会导致不同的旱灾模式及其灾后恢复方式, 由此产生的农业旱灾损失和影响愈发突出, 因此深入研究农业旱灾, 寻求高效的应对模式刻不容缓。

已有研究多集中于利用各种干旱指数来评估农业旱灾风险进而分析其影响因素。蔡思扬等^[1]通过计算标准化降水蒸散指数(standardized precipitation evapotranspiration index, SPEI)对东北地区的干旱时空分布特征进行分析; 美国气象学家 Wayne Palmer 于 1965 年提出一种基于水量供需关系的干旱指数

(palmer drought severity index, PDSI)对干旱情况进行衡量^[2]; 王冰等^[3]通过分析计算德玛顿干旱指数对胶东半岛的干旱情况进行分析; Swearingen 等^[4]认为除降水因素外, 缺乏耕地面积与人口压力也是扩大农业旱灾影响的主要原因; Brown 等^[5]研究指出农业旱灾会对作物的耕作密度产生巨大影响。但是, 前人研究少有针对农业旱灾恢复力及其具体成因的深入探讨。由于农业旱灾系统作为一个典型的复杂巨系统, 单一灾害风险视角下的应对策略相对有限, 因此寻求更为科学有效的评估理论与方法已成为农业防旱减灾与区域可持续发展的迫切需求。自从 Holling^[6]将恢复力理论与方法引入到生态学领域后, 其在灾害学领域的应用也逐渐得以

收稿日期: 2024-02-01 修回日期: 2024-07-30 网络出版时间: 2024-08-02

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/13.1430.TV.20240801.1639.004>

基金项目: 国家自然科学基金项目(52309012; 52179008; 51579044; 41071053); 国家自然科学基金联合基金项目(U20A20318); 清华大学水圈科学与水利工程全国重点实验室开放基金项目(sk1hse-2023-A-04); 水利部水圈科学重点实验室基金项目(mklhs-2023-03); 黑龙江省自然科学基金联合引导项目(LH2023E003; LH2021E007)

作者简介: 刘东(1972—), 男, 黑龙江安达人, 教授, 博士, 博士生导师, 主要从事水土资源优化利用与管理研究。E-mail: liudong5511@sina.com

通信作者: 张亮亮(1990—), 男, 河北沧县人, 讲师, 博士, 主要从事旱涝灾害系统评估研究。E-mail: zhangliangliang@neau.edu.cn

深入。Walker 等^[7]指出恢复力是系统受到影响变化之后抵抗干扰并恢复的能力,从而保持原有的功能特性。Pelling^[8]将灾害恢复力定义为:受灾区域在面对灾害时做出反应及救援的程度。由此来看,从恢复力的角度对农业旱灾进行定量分析,通过灾前预防、灾中应对和灾后重建 3 个角度进行合理推断,可为区域农业旱灾应对能力提升和减灾策略的制定提供新思路。

目前,旱灾恢复力评价方法多样,但缺乏适用性与精度比较,传统模型或方法均存在一定的局限性,直接应用将导致评价结果的可信度不足,这也直接影响关键驱动力的精准识别。例如:层次分析法具有较强的主观性^[9],使得评价结果的科学性不足;TOPSIS 方法受异常值或缺失值影响较大,导致决策结果容易偏离实际^[10];主成分分析法基于少数主成分获得评价结果,致使评价结果的全面性不足^[11];投影寻踪模型在进行多维指标评价时,容易陷入局部最优解^[12];支持向量机模型因为其核函数不确定而不便应用^[13];极限学习机虽然可以通过引入非线性激活函数处理非线性问题,但仍存在模型拟合能力不强问题^[14-15];卷积神经网络由于其参数共享和稀疏连接的特点,所使用的权重和偏置的参数较少,稳定性和泛化能力相对较高^[16],然而,其性能主要取决于学习率 η 的合理选取^[17]。相对而言,遗传算法具有全局搜索能力强的优点,尤其适用于非线性、非秃多峰等复杂函数的优化问题,在实践中取得了较好的效果^[18]。因此本研究转换灾害风险管理理念,

以恢复力为农业旱灾的独特研究视角,以讷河市为研究区,选用遗传算法对卷积神经网络模型进行优化,以提高 CNN 模型对区域农业旱灾恢复力评价的精确度。在此基础上,分析研究区农业旱灾恢复力的时程演变特征及可能成因,旨在为区域农业旱灾的高效应对提供重要参考。

1 研究区概况与资料

1.1 研究区域概况

讷河市位于黑龙江省西北部,松嫩平原北端,大小兴安岭南缘,嫩江中游东岸^[19],辖 14 个农林牧场。讷河市处于中高纬度,属于温带大陆性季风气候,适宜多种农作物生长^[20]。但讷河市夏季气温升高明显,且降水年际波动大,阶段性干旱时有发生^[21],严重制约了讷河市的农业生产。因此为降低旱灾风险,增强当地抵御农业旱灾的能力,开展讷河市旱灾恢复力的研究工作刻不容缓。

1.2 数据来源

研究所用数据来自《黑龙江年鉴》(2011—2022 年)与《齐齐哈尔经济统计年鉴》(2011—2022 年),经过整理计算得到讷河市 2010—2021 年间自然、经济、社会等指标数据,用于农业旱灾恢复力相关问题的研究。结合研究区农业经济社会发展情况与已有研究^[22]成果进行农业旱灾恢复力评价指标体系筛选,从自然环境、农业生产、人文社会、基础设施 4 个维度选取了 11 个评价指标,构成农业旱灾恢复力评价指标体系,见表 1。

表 1 农业旱灾恢复力评价指标体系

Tab. 1 Indicator system for evaluation of agricultural drought disaster resilience

指标维度	评价指标	指标含义	指标类型
自然环境(N)	降水量 N_1/mm	雨水未经蒸发、渗透、流失在水平面上积聚的深度,是影响旱灾是否发生的重要因素	+
	森林覆盖率 $N_2/\%$	森林面积与区域总面积的比值,反映土地涵养水源与持水能力,可降低旱灾风险	+
农业生产(A)	有效灌溉面积 $A_1/10^3 \text{ hm}^2$	土地平整、可进行正常灌溉的耕地面积,反映通过灌溉系统缓解旱情的能力	+
	人均水资源量 A_2/m^3	水资源总量与地区总人口的比值,作为旱灾影响程度的参考指标	+
	农业人口比重 $A_3/\%$	直接参加农业的劳动者占地区人口的比例,反映及时应对旱灾可调动的劳动力资源	+
	单位耕地面积粮食产量 $A_4/(\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2})$	粮食总产量与耕地总面积的比值,反映抵抗旱灾的粮食储存水平	+
经济社会(S)	人口密度 $S_1/(\text{人}\cdot\text{km}^{-2})$	每平方公里土地面积上的人口数量,反映发生旱灾对地区内人身安全的威胁程度	+
	人均GDP $S_2/\text{元}$	国内生产总值与总人口的比值,反映应对旱灾的地区经济实力	+
	第一产业投资 $S_3/10^4 \text{ 元}$	农、林、牧、渔业投入资金,反映第一产业的经济情况及受灾地区物资供给能力	+
基础设施(B)	机电井数量 $B_1/\text{个}$	区域范围内的机电井个数,反映地区应对旱灾时的取水能力	+
	农业机械总动力 $B_2/10^4 \text{ kW}$	用于农业生产的各种机械的动力总和,反映旱灾发生后快速恢复生产的能力	+

注:“+”指与旱灾恢复力呈正相关的指标。

1.3 旱灾恢复力内涵解析

恢复力这一概念起源于拉丁语“resilo”，有跳回、弹反的意思，用以表达事物的韧性，是作为受灾体的一种基本属性。随着对于灾害理论研究的不断深入，对于灾害恢复力这一概念的研究愈加广泛，国内外许多学者都对系统恢复力进行了定义，Francis 等^[23]认为系统恢复力是一种系统在受到干扰后恢复正常状态的能力。刘婧等^[24]认为系统恢复力包括系统致灾因子影响的能力和系统灾后恢复的能力。联合国国际减灾战略(United Nations International Strategy for Disaster Reduction, UNISDR)对恢复力的定义是一个系统、社区或社会在面对危险时，所展现出的及时且有效的抵御、吸收、适应、改造，以及从危险影响中迅速恢复的能力，并通过一定的管理措施恢复系统的基本功能^[25]。对于农业旱灾恢复力这一复杂巨系统来说，自然、社会、经济、农业等方面均受到旱灾影响，并且灾前、灾中、灾后农业旱灾恢复力的主要影响因素亦体现于不同领域，如森林覆盖率高、劳动力富足、农业经济富足则可以从一定层面说明农业旱灾恢复力高，反之则说明农业旱灾恢复力低。

2 研究方法

2.1 卷积神经网络

卷积神经网络在进行数据回归任务时，其基本原理是通过学习输入数据进行图像特征表示来进行回归^[26-27]。不同之处在于，回归任务的输出是一个连续值，而不是分类任务中的离散类别标签^[28]。由于其具有稳定性高、泛化能力强的特点，因此将卷积神经网络作为评价旱灾恢复力的模型。其运行原理如下：

输入层接收原始数据，将其表示为三维图像。卷积层通过卷积核在输入图像上滑动，计算局部区域的点积，并产生多个特征图。每个卷积核都能够检测输入数据中的不同特征。卷积操作的数学表达式为

$$(I \cdot K)(x, y) = \sum_{i=-a}^a \sum_{j=-b}^b I(x+i, y+j) \cdot K(i, j) \quad (1)$$

式中： I 是输入图像； K 是卷积核； (x, y) 是输出特征图上的位置； a 和 b 分别是卷积核的半高和半宽。在每个卷积层之后，通常会应用一个非线性激活函数，如 ReLU 函数，以增加网络的非线性能力。ReLU 函数的计算公式为

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2)$$

池化层位于卷积层之后，其作用在于对数据特征进行下采样，降低数据的空间大小，在减少参数数量和计算量的同时保持特征的重要信息。最常用的池化操作是最大池化，它选择每个局部区域中的最大值作为输出。在经过若干卷积层和池化层后特征图会被展平成一维向量，并通过全连接层进行分类。

最后一个全连接层的输出是回归任务的得分，在回归问题中使用 Softmax 函数将得分转换为概率分布：

$$\text{Softmax}(x_i) = \frac{e^{x_i}}{\sum_j e^{x_j}} \quad (3)$$

式中： x_i 是第 i 个区域的得分。

2.2 遗传算法

遗传算法(genetic algorithm, GA)是由 Holland 教授^[29]于 1975 年在他的专著《自然界和人工系统的适应性》中首先提出，它是一类借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机化搜索算法。GA 来源于达尔文的进化论、魏茨曼的物种选择学说和孟德尔的群体遗传学说，其基本思想是模拟自然界遗传机制和生物进化论而形成的一种过程搜索全局最优解算法，其优点在于全局搜索能力强，尤其适用于非线性、非秃多峰等复杂函数的优化问题^[30, 31]。使用遗传算法优化卷积神经网络的学习率。其具体运行原理如下：

编码。首先，将问题的解空间映射到遗传算法的搜索空间，将每一个可能解都对应对应着遗传空间中的一个个体，即染色体。

初始化种群。初始化算法参数，种群数 M 、最大迭代次数 t_{\max} 。

适应度评估。计算每个个体的适应度值，适应度值用于衡量个体在环境中的生存能力。

选择-复制。选择-复制过程指的是以一定概率从种群中选择若干个体进行复制操作，其常用方法为轮盘赌选择法，其选择概率计算公式为

$$P(x_i) = \frac{f(x_i)}{\sum_{i=1}^N f(x_i)} \quad (4)$$

式中： i 代表第 i 个个体； N 代表个体总数； t 为种群每个个体的标号。通过选择-复制操作可以从旧种群中选择出优秀者，但不能创造新的个体。

交叉。交叉过程是指模拟在种群内部个体之间

某些部位相互交换的过程,在种群个体内部形成新的个体,以达到更好的适应度值。参加交叉运算的染色体个数占全体染色体总数的比例记为 P_c , 设置初始 P_c 概率为 0.9。

变异。变异运算用于生物在自然的遗传环境中由于各种偶然因素引起的基因突变,若只有选择和交叉,没有变异,则无法在初始基因组和以外的空间进行搜索,使进化过程在早期就陷入局部最优解而终止,从而影响最优解的质量。发生变异的基因位点所占全体染色体的基因总位点的比例记为 P_m , 设置初始 P_m 概率为 0.01。

结合选择-复制、交叉、变异操作,生成下一代种群,不断迭代直到达到终止条件。

2.3 基于遗传算法优化的卷积神经网络模型

将 CNN 中的学习率作为遗传算法中的个体进行优化,选用均方根误差、平均绝对误差、拟合优度作为 GA 的适应度函数,用于判断 CNN 模型的结果是否达到最优。构建 GA-CNN 模型以实现对学习率的迭代优化,进而用于本研究中旱灾恢复力的测算。其具体实现步骤如下:

步骤 1: 采集数据训练样本集,包括输入数据与输出数据。

步骤 2: 初始化 CNN 的学习率为 0.01, 确定一阶矩指数衰减率 β_1 为 0.9 与二阶矩指数衰减率 β_2 为 0.999。

步骤 3: 确定适应度函数为均方误差 E_{RMS} 、平均绝对误差 E_{MA} 、拟合优度 R^2 , 其数学表达式为

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (5)$$

$$E_{MA} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (6)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_i (\bar{y}_i - y_i)^2} \quad (7)$$

步骤 4: 提取卷积层特征 O , 卷积层参数包括输入矩阵大小 n 、卷积核大小 f 、边界填充 p 以及步长 s , 卷积结果向下取整, 计算公式为

$$O = (n - f + 2p) / s + 1 \quad (8)$$

步骤 5: 池化层一般放在卷积层后面, 所以池化层的输入是卷积层的输出。池化层减少参数数量, 减小过拟合, 通过减少卷积层之间的连接降低运算复杂程度。经过实际运行可知, Max pooling 池化方式被证明运行效果更好, 通过定义一个空间邻域,

从空间窗口内的修正特征图中选取出最大元素。

步骤 6: 当 CNN 输出的结果与期望值不相符时, 将误差一层一层返回, 进行权值更新。权重更新的计算公式为

$$W_{new} = W_{old} - \eta \frac{\partial L}{\partial W} \quad (9)$$

式中: W_{new} 是更新后的权重; W_{old} 是当前的权重; η 是学习率; $\partial L / \partial W$ 是损失函数关于权重的梯度。

步骤 7: 通过计算 E_{RMS} 更新后的学习率搜索个体适应度值, 进行梯度下降寻找当前最佳学习率。判断算法是否满足终止条件, 若满足, 进行下一步, 否则重复执行步骤 4 至 6。

步骤 8: CNN 的尾部是全连接层, 在整个 CNN 最后进行回归处理, 提取特征采用 Softmax 函数进行回归分析。

步骤 9: 输出最优学习率适应度值及回归评价结果。

GA-CNN 模型算法流程, 见图 1。

2.4 支持向量机模型

支持向量机的主要目的是构建一个分类超平面将不同样本进行区分, 并使分类间隔最大, 具体可以通过核函数将特征向量从低维空间映射到高维空间, 从而建立判别函数, 将支持向量机作为评价旱灾恢复力的对比模型。所求超平面用以下公式表示:

$$\omega \psi(X) + b = 0 \quad (10)$$

式中: ω 为权重; b 为偏置。

引入拉格朗日乘子将式(11)转变成对偶问题, 最终可将所求超平面表示为:

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i K(x, x_i) + b = 0 \quad (11)$$

式中: α_i 表示拉格朗日系数; $K(x, x_i)$ 为核函数。

常用的核函数主要有线性核函数、多项式核函数、径向基核函数、Sigmoid 核函数和傅里叶核函数等。鉴于径向基核函数具有较高的学习能力且比较常用, 本文用其作为核函数^[32]:

$$K(x_j, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x_j - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (12)$$

对超平面求解结果影响较大的主要是惩罚参数 C 和核函数参数 σ , 其中: C 代表对于超出误差范围的惩罚程度, 用以调节数据的拟合度; σ 控制着核函数的径向作用范围, 其值过小容易产生过度拟合, 其值过大会导致失去学习能力。由于参数 C 与 σ 的选择对于结果具有至关重要的影响, 故采用遗传算法寻优, 使模型更加精确。

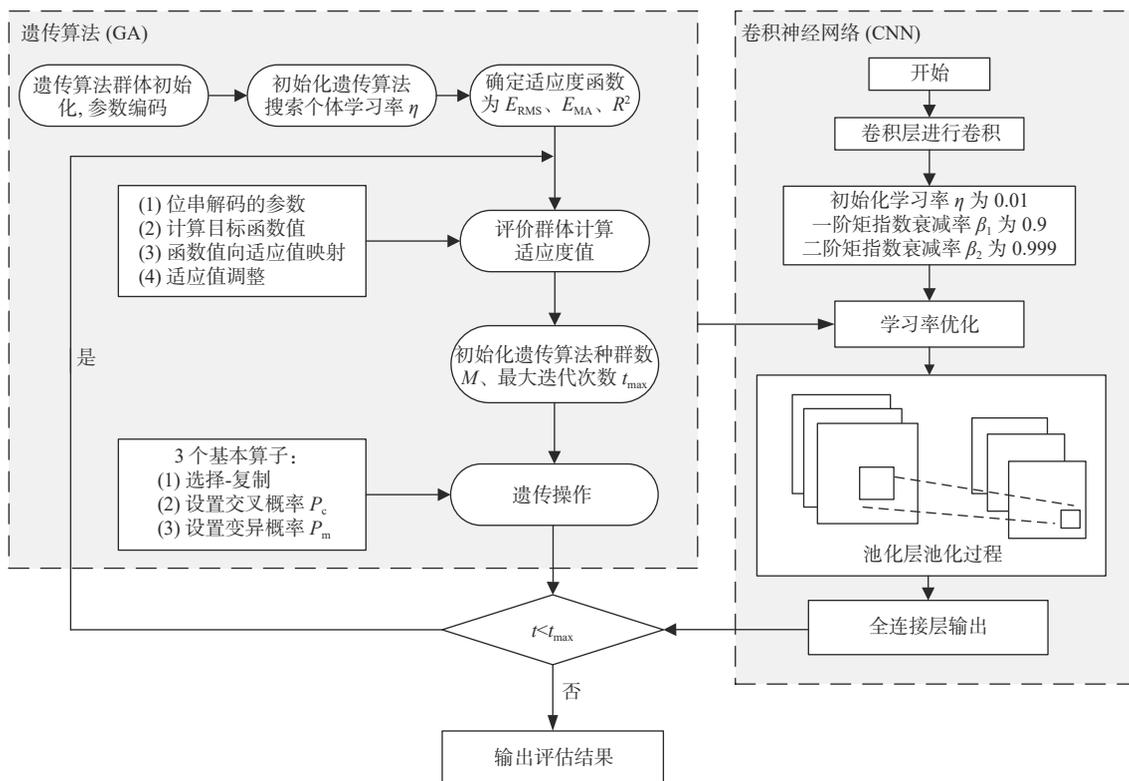


图 1 GA-CNN 算法流程

Fig. 1 GA-CNN algorithm flowchart

2.5 熵值法

熵值法是利用信息之间的差异性来进行指标权重确定的一种客观赋权法^[33]。单个指标内部的信息熵越大,表明指标的变异程度越大,提供的信息量越多,综合评价中起到的作用越大,则权重越大^[34],将熵权法用于关键驱动因子分析。以下是熵值法的主要方法和计算公式。

归一化处理。为解决不同指标对比分析时的量纲不同对指标筛选工作的影响,将不同指标的量化范围映射到 0~1,采用 max-min 极值法对各指标数据进行归一化处理,其计算公式为

$$r_{ij} = \begin{cases} \frac{x_{ij} - \min_{1 \leq j \leq m} x_{ij}}{\max_{1 \leq j \leq m} x_{ij} - \min_{1 \leq j \leq m} x_{ij}} & j \in J_1 \\ \frac{\max_{1 \leq j \leq m} x_{ij} - x_{ij}}{\max_{1 \leq j \leq m} x_{ij} - \min_{1 \leq j \leq m} x_{ij}} & j \in J_2 \end{cases} \quad (13)$$

式中: J_1 代表正向指标, J_2 代表负向指标。

计算第 j 个指标的信息熵 f_j 为

$$\begin{cases} f_j = -k \sum_{i=1}^m P_{ij} \ln Q_{ij} \\ k = \frac{1}{\ln m} \end{cases} \quad (14)$$

根据所求信息熵,计算第 j 个指标的熵权 v_j 为

$$v_j = \frac{1 - e_j}{\sum_{j=1}^n (1 - e_j)} \quad (15)$$

2.6 灰色预测方法

灰色预测模型是一种基于少量、不完全信息的预测方法,它利用客观事物的过去和现在的发展规律,通过科学的方法对未来的发展趋势和状况进行描述和分析,其核心是通过探寻分析原始数据的变化态势,从而得到具有较强规律性的数据序列。将指标使用灰色预测方法在时间序列上延展进行情景模拟。以下是灰色预测模型的主要方法和计算公式:

$$d(p) + \alpha z(p) = \beta \quad (16)$$

$d(p) = x^{(0)}(p) - x^{(1)}(p) - x^{(1)}(p-1)$ 为 $x^{(1)}$ 的灰导数; $z(p)$ 为白化背景值; α 为发展系数; β 为灰作用量。

$$\frac{dx^{(1)}(t)}{dt} + \alpha x^{(1)}(t) = \beta \quad (17)$$

$$x^{(1)}(t) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{\beta}{\alpha}\right) e^{-\alpha(t-1)} + \frac{\beta}{\alpha} \quad (18)$$

式(17)和(18)中: $x^{(1)}(t)$ 与白化背景值 $y^{(1)}(k)$ 相对应。

3 结果分析

3.1 农业旱灾恢复力评价等级区间确定

为确保多指标综合评价问题的高效性和合理性,

需要对指标进行离散处理。由于自然间断法运用聚类思想,使得分组结果间数据相似性最大,组外差异性最大,且能够尽量保证不同分组之间的要素

和个数尽量相近^[35],其在指标评价等级区间划分方面具有显著优势,故选用自然间断法将旱灾恢复力等级划分为 I~IV 级,分级结果见表 2。

表 2 农业旱灾恢复力分级标准

Tab. 2 Agricultural drought disaster resilience classification criteria

评价指标	I	II	III	IV
降水量/mm	≤416.0	(416.0,450.3]	(450.3, 650.7]	>650.7
森林覆盖率/%	≤11.4	(11.4, 11.7]	(11.7, 12.7]	>12.7
有效灌溉面积/10 ³ hm ²	≤31.9	(31.9, 54.7]	(54.7, 94.3]	>94.3
人均水资源量/m ³	≤714.0	(714.0, 918.2]	(918.2, 1 333.1]	>1 333.1
农业人口比重/%	≤53.5	(53.5, 58.3]	(58.3, 69.6]	>69.6
单位耕地面积粮食产量/(kg·hm ⁻²)	≤4200.4	(4 200.4, 4 453.2]	(4 453.2, 5 809.8]	>5 809.8
人口密度/(人·km ⁻²)	≤90.5	(90.5, 102.8]	(102.8, 107.9]	>107.9
人均GDP/元	≤10 334	(10 334, 13 800]	(13 800, 15 400]	>17 166
第一产业投资/10 ⁴ 元	≤427 629	(427 629, 535 431]	(535 431, 570 499]	>570 499
机电井数量/个	<3 264	(3 264, 23 345]	(23 345, 23 903]	≤23 903
农业机械总动力/10 ⁴ kW	≤85.1	(85.1, 101.4]	(101.4, 111.2]	>111.2

根据表 2 所划分的 I~IV 级旱灾恢复力的 4 个标准等级区间,在各自等级区间随机生成 400 组样本数据,将其中 320 组用作训练样本,剩余 80 组作为测试样本,共生成 1 280 组训练样本作为训练集,320 组测试样本作为测试集。经 GA-CNN 模型训练后得到农业旱灾恢复力等级模拟区间,见表 3。

表 3 农业旱灾恢复力等级模拟区间

Tab. 3 Agricultural drought disaster resilience class simulation interval

等级	I	II	III	IV
区间	[1.039, 1.129)	[1.129, 2.457)	[2.457, 2.862)	[2.862, 4.171]

由于本次农业旱灾恢复力测度选取的指标为 11 个,因此输入层神经元个数为 11。模型只输出旱灾恢复力指数,故神经元个数是 1。在隐含层神经元个数的选取上,采用试凑法进行选取。经过大量神经元个数进行试凑,最终选取神经元个数为 13。选取均方根误差(E_{RMS})、拟合优度(R^2)、平均绝对误差(E_{MA})来检验 GA-CNN 的模型的拟合性能,GA-CNN 模型的 E_{RMS} 为 0.159 8、 R^2 为 0.991 7、 E_{MA} 为 0.089 8。可以看出,研究构建的 GA-CNN 模型在区域旱灾恢复力测度方面的拟合效果较好。

3.2 GA-CNN 模型性能检验

为讨论研究构建的 GA-CNN 模型在区域农业旱灾恢复力评价中的性能,将其与传统 CNN 模型、SVM 模型进行对比分析。其中,CNN 模型学习率

为 0.01,传统 SVM 模型运用台湾大学林智仁教授创建的 LIBSVM 模型进行运算^[36]。分别计算各模型均方根误差 E_{RMS} 、拟合优度 R^2 、平均绝对误差 E_{MA} 。为了避免随机性,将 3 个模型分别运行 50 次,计算各性能指标的平均值进行对比,结果见表 4。

表 4 不同模型的拟合精度对比

Tab. 4 Comparison of performance metrics of different models

拟合精度指标	GA-CNN模型	CNN模型	GA-SVM模型	SVM模型
E_{RMS}	0.159 8	0.186 9	0.163 7	0.218 4
R^2	0.991 7	0.989 8	0.990 6	0.979 8
E_{MA}	0.089 8	0.112 2	0.101 7	0.117 4

由表 4 可得,GA-CNN 模型相比于 CNN 模型、GA-SVM 和 SVM 模型的拟合效果更好,且经过优化学习率的 CNN 模型与经过优化惩罚参数 C 和核函数参数 σ 的 SVM 模型性能有较大影响。GA-CNN 相比于 CNN 模型, R^2 分别增长了 1.08%, E_{RMS} 分别降低了 14.42%, E_{MA} 分别下降了 23.51%,GA-SVM 模型相比于 SVM 模型, R^2 分别增长了 1.10%, E_{RMS} 分别降低了 25.05%, E_{MA} 分别下降了 13.37%,充分证明 GA-CNN 模型用于农业旱灾恢复力评价精度上有显著提高,且相较于传统的 CNN 模型、SVM 模型和 GA-SVM 模型泛化能力更强。

3.3 农业旱灾恢复力时程演变特征分析

将 2010—2021 年的各恢复力指标数据代入

GA-CNN 模型, 得到讷河市近 10 年间农业旱灾恢复力指数, 依据表 3 所得模拟区间进行等级划分并绘制恢复力年际变化特征曲线, 结果见图 2。由图 3 可知, 讷河市农业旱灾恢复力在 2012 年、2014 年以及 2015 年出现明显拐点, 在 2010 年、2012 年分别出现恢复力的最小值和最大值, 分别为 1.039、4.171。最小值点的恢复力等级为 I 级偏上水平, 最大值点的恢复力等级在 IV 级偏上水平。研究时段内, 讷河市农业旱灾恢复力指数平均值为 2.453, 整体处于 III 级偏上、较好水平。恢复力指数平均值以

下的年份为 2010 年、2011 年、2016 年、2017 年以及 2018 年。2010—2012 年研究区农业旱灾恢复力大幅度上升, 随后的 2012—2014 年有小幅下降, 2014—2021 年呈现先上升后下降随后缓慢上升的趋势。整体来看, 讷河市农业旱灾恢复力总体趋势呈现先上升再下降, 后进入缓慢上升的波动起伏状态。虽然 2016 年、2017 年及 2018 年恢复力低于总体平均值, 但仅分别低于平均水平的 3.78%、3.46%、2.93%, 逐年稳步上升趋势显著, 2019 年已超过平均值的 9.38%。



图 2 讷河市农业旱灾恢复力指数年际变化

Fig. 2 Inter-annual variation in the agricultural drought disaster resilience index in the city of Nehe

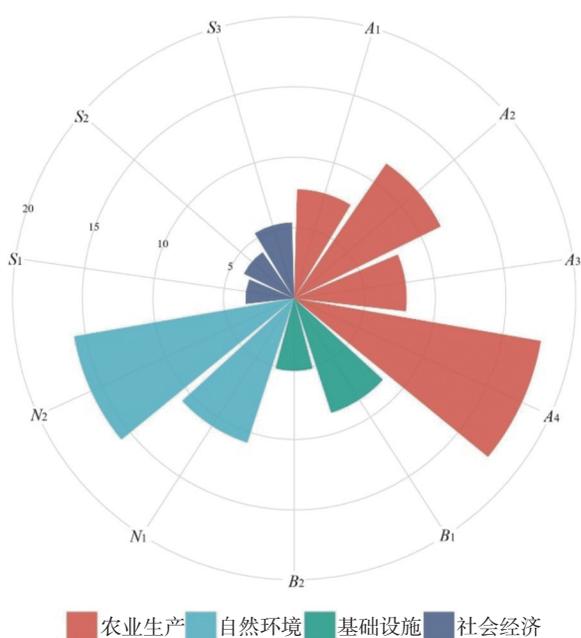


图 3 熵值法指标权重

Fig. 3 Entropy method weights of indicators

3.4 农业旱灾恢复力主要影响因素分析

为解析讷河市农业旱灾恢复力时程演变特征的主要影响因素, 确定其演变过程中的重要影响因子, 采用熵值法计算各指标权重, 以此量化其对评价结果的贡献程度, 见图 4。

由图 3 可知, 按不同指标贡献度大小排序为单位耕地面积粮食产量(19.73%)>森林覆盖率(15.80%)>人均水资源量(11.56%)>降水量(10.75%)>机电井数量(8.52%)>农业人口比重(7.97%)、有效灌溉面积(7.74%)、第一产业投资(5.39%)、农业机械总动力(5.13%)>人均 GDP(3.96%)>人口密度(3.45%)。从不同系统维度进行分析, 贡献度大小排序为农业系统要素(47.00%)>自然环境要素(26.55%)>基础设施要素(13.65%)>经济社会要素(12.80%)。总体来看, 农业生产要素占总体权重较高, 说明其对农业旱灾恢复力起到决定性因素。

将权重位于前三的指标单位耕地面积粮食产量、森林覆盖率与人均水资源量作为主要影响因素进行分析。粮食储备越多, 在农业旱灾发生后, 当地居民可依靠充足的粮食抵御旱灾影响, 从而有利于恢复力提升和灾后重建^[37]; 森林覆盖率高有助于改善生态环境, 可以涵养水源防止水土流失、调节局地小气候, 从而增强生态系统抵御旱灾的能力^[38]; 人均水资源量越多, 当旱灾发生时, 可通过水资源的应急开发利用, 如地表引水、地下提水缓解旱情^[39]。结合讷河市旱灾恢复力的变化规律, 2010—2012 年处于讷河市农业高速发展阶段, 粮食产量持续上升,

因此旱灾恢复力逐年提高。但 2012—2014 年受制于城镇化进程的快速发展,导致森林覆盖率下降,生态系统稳定性降低,因此恢复力水平呈现一定的下降趋势。2015—2016 年连续出现极端少雨情况,

为研究时段内降水量最少的两年,但 2014—2021 年当地经济处于相对平稳发展状态,因此旱灾恢复力只出现了小幅度的下降后又缓步提升。

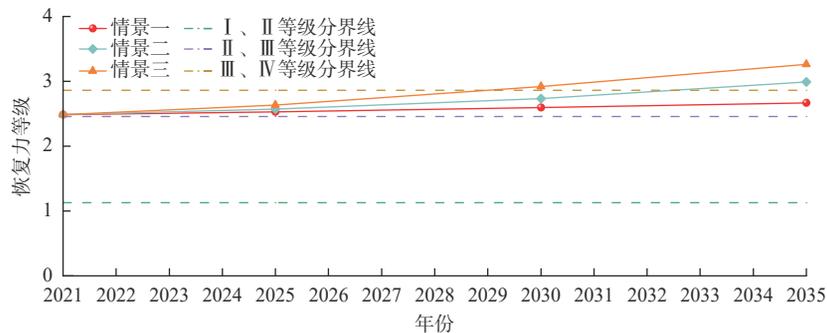


图 4 不同情景下旱灾恢复力变化趋势模拟曲线

Fig. 4 Simulation curves of trends in drought resilience under different scenarios

结合影响研究区旱灾恢复力的主要影响因素,为持续提升恢复力水平,未来应重点关注当地水资源衰减、粮食产能后劲不足以及森林覆盖度不高问题,高效利用农业水资源、巩固提升粮食产能、保林育林且充分发挥森林生态系统功能,保持当地农业旱灾恢复力稳定向好发展态势的同时,辐射带动周围其他地区,促进区域农业旱灾恢复力协同提升。

3.5 GA-CNN 模型泛化性检验

为验证模型在不同的农业区的使用具备普适性,选取讷河市、北大荒农垦集团建三江分公司下辖的 15 个农场、北大荒农垦集团齐齐哈尔分公司下辖的 11 个农场,且考虑到城市化相对完备的区域经济社会与基础设施发展较为完善,增加了哈尔滨市下辖的 9 个县的农业区,共计 35 个农业区,进行模型测试,结果见表 5。可以看出,研究构建的 GA-CNN 模型在不同农业生产条件、不同气象特征的区域旱灾恢复力测度方面的拟合效果较好,证明了 GA-CNN 模型用于农业旱灾恢复力评价,在不同区域测度旱灾恢复力均可产生较好结果,即本研究所构建的 GA-CNN 模型在农业旱灾恢复力评估方面具备一定优势。

表 5 GA-CNN 模型在不同区域的拟合精度对比

Tab. 5 Comparison of performance metrics of different areas by GA-CNN

拟合精度指标	讷河市	哈尔滨市	建三江分公司	齐齐哈尔分公司
E_{RMS}	0.159 8	0.147 7	0.160 3	0.151 5
R^2	0.991 7	0.988 3	0.990 3	0.984 6
E_{MA}	0.089 8	0.079 9	0.081 3	0.091 4

3.6 情景模拟

选取权重前三的指标作为建设对象,并以这些指标数据现状作为情景模拟的基础。取 2021 年作为现状年,将讷河市 2025 年(近期)、2030 年(中期)、2035 年(远期)的旱灾恢复力设定为决策主体;把影响讷河市旱灾恢复力的关键驱动因子作为建设指标,基于灰色预测方法,通过公式(22)对其余指标进行预测。结合《中华人民共和国国民经济和社会发展规划第十四个五年规划和 2035 年远景目标纲要》、《全国农业可持续发展规划(2015—2030 年)》和《美丽中国建设评估指标体系及实施方案》^[40-42],设定 3 个情景:建设指标年增长率为 2%(情景一)、4%(情景二)、6%(情景三)。

由图 4 可知,各个情景模拟下旱灾恢复力的变化趋势模拟曲线所属等级区间各不相同。在情景一的发展态势下,旱灾恢复力虽然一直处于上升的态势,但一直处于Ⅲ等级,2035 年旱灾恢复力最大值达到 2.67。在情景二的发展态势下,随着建设指标的增速,旱灾恢复力小幅度增长,并将于 2032 年到达旱灾恢复力Ⅳ等级,2035 年旱灾恢复力最大值达到 2.99。在情景三的发展态势下,旱灾恢复力显著增长,至 2029 年可以达到旱灾恢复力Ⅳ等级,2035 年旱灾恢复力最大值达到 3.26。总体来看,在 3 种情景下,随着建设指标以不同的增速提升,旱灾恢复力均有所上涨,从旱灾恢复力未来整体发展的角度来说,情景三的旱灾恢复力模拟状态好于另外两种。可以看出,这 3 个指标对于农业旱灾恢复力系统具有显著影响。宏观上,高效利用水资源、稳

步提高粮食产量、充分保证生态系统良性循环,实现人类社会与自然环境可持续发展对于旱灾恢复力的稳定上升将是重中之重。

4 结论与展望

4.1 结论

构建了基于遗传算法优化的卷积神经网络(GA-CNN)模型,用于讷河市农业旱灾恢复力测度,从 E_{RMS} 、 E_{MA} 、 R^2 这 3 个方面对模型性能进行检验,通过与 CNN 模型、GA-SVM、SVM 模型的对比分析,发现 GA-CNN 模型的拟合精度优于其他 3 个模型,选取讷河市、建三江分公司、齐齐哈尔分公司、哈尔滨市下辖的 9 个县进行模型测试,GA-CNN 模型在 4 个区域的拟合精度均较高,说明其模型本身泛化能力较强,均说明所构建 GA-CNN 模型可提高区域农业旱灾恢复力测度精度。

研究时段内,讷河市农业旱灾恢复力时程演变可划分为 3 个阶段,2010—2012 年为上升阶段、2012—2014 年为下降阶段、2014—2021 年为波动起伏后稳步上升阶段。人均水资源量、森林覆盖率、单位面积粮食产量是研究区农业旱灾恢复力变化的关键影响因素。

设定建设指标分别提高 2%(情景一)、4%(情景二)、6%(情景三) 3 种情景进行分析,对讷河市 2025 年、2030 年、2035 年的旱灾恢复力进行模拟预测,可以看出在未来如选择情景三作为主要的发展趋势更有利于讷河市旱灾恢复力持续上升。

通过高效利用农业水资源、巩固提升粮食产能、保林育林且充分发挥森林生态系统功能,持续提升讷河市农业旱灾恢复力稳定且持续向好发展。

4.2 展望

基于机器学习的方法评估旱灾恢复力有利于对问题的早期洞察以及设计适当的政策^[43]。通过分析区域旱灾恢复力的主要影响因素,对相关政策进行合理调控以及资源分配提供科学的理论指导,所采用的指标体系构建方法以及模型评价手段可以对世界其他农业生产区的旱灾恢复力测度提供有价值的信息。然而,目前监测与量化旱灾的系统尚不完善,长时间序列数据获取较为复杂。随着数据统计技术的进步,利用机器学习的方式对旱灾恢复力系统机制的研究起到积极的作用。随着模型不断发展,新的算法以及各种研究技术手段不断更新,对旱灾恢复力的研究将会进一步深入。

参考文献:

- [1] 蔡思扬,左德鹏,徐宗学,等.基于 SPEI 干旱指数的东北地区干旱时空分布特征[J].*南水北调与水利科技*,2017,15(5):15-21. DOI: 10.13476/j.cnki.nsb-dqk.2017.05.003.
- [2] XU J, REN L L, RUAN X H, et al. Development of a physically based PDSI and its application for assessing the vegetation response to drought in northern China[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2012, 117: D08106. DOI: 10.1029/2011JD016807.
- [3] 王冰,林修栋,王培涛,等.基于德玛顿干旱指数的胶东半岛干旱分析[J].*农学学报*,2016,6(5):73-81. DOI: 10.11923/j.issn.2095-4050.cjas16010016.
- [4] SWEARINGEN W D. Drought hazard in Morocco [J]. *Geographical Review*, 1992, 82(4): 401-412. DOI: 10.2307/215198.
- [5] BROWN I, POGGIO L, GIMONA A, et al. Climate change, drought risk and land capability for agriculture: Implications for land use in Scotland[J]. *Regional Environmental Change*, 2011, 11: 503-518. DOI: 10.1007/s10113-010-0163-z.
- [6] HOLLING C S. Resilience and stability of ecological systems[J]. *Annual Review of Ecology and Systematics*, 1973, 4: 1-23. DOI: 10.1146/annurev.es.04.110173.000245.
- [7] WALKER B, HOLLING C S, CARPENTER S R, et al. Resilience, adaptability and transformability in social-ecological systems[J]. *Ecology and Society*, 2004, 9(2): 5. DOI: 10.5751/ES-00650-090205.
- [8] PELLING M. The vulnerability of cities: Natural disasters and social resilience[M]. London: Routledge, 2012. DOI: 10.4324/9781849773379.
- [9] LIU Y, ECKERT C M, EARL C. A review of fuzzy AHP methods for decision-making with subjective judgements[J]. *Expert Systems with Applications*, 2020, 161: 113738. DOI: 10.1016/j.eswa.2020.113738.
- [10] LIANXIAO, MORIMOTO T, SIQIN T, et al. Evaluating regional flood disaster resilience based on the DROP model and TOPSIS method: A case study of the Katsushika Ward, Tokyo[J]. *Natural Hazards Review*, 2022, 23(3): 1-18. DOI: 10.1061/(ASCE)NH.1527-6996.0000551.
- [11] LEVER J, KRZYWINSKI M, ALTMAN N. Points

- of significance: Principal component analysis[J]. *Nature Methods*, 2017, 14(7): 641-643. DOI: 10.1038/nmeth.4346.
- [12] LIU D, ZHANG G, LI H, et al. Projection pursuit evaluation model of a regional surface water environment based on an Ameliorative Moth-Flame Optimization algorithm[J]. *Ecological Indicators*, 2019, 107: 105674. DOI: 10.1016/j.ecolind.2019.105674.
- [13] LIU D, LI M, JI Y, et al. Spatial-temporal characteristics analysis of water resource system resilience in irrigation areas based on a support vector machine model optimized by the modified gray wolf algorithm[J]. *Journal of Hydrology*, 2021, 597: 125758. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2020.125758.
- [14] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: Theory and applications[J]. *Neurocomputing*, 2006, 70(1-3): 489-501. DOI: 10.1016/j.neucom.2005.12.126.
- [15] 朱伟峰, 张皓然, 张亮亮, 等. 基于粒子群算法优化极限学习机的区域地下水水质综合评价模型 [J]. *南水北调与水利科技*, 2019, 17(4): 129-137. DOI: 10.13476/j.cnki.nsbdqk.2019.0093.
- [16] ŞEN S Y, ÖZKURT N. Convolutional neural network hyperparameter tuning with adam optimizer for ECG classification[C]//2020 Innovations in Intelligent Systems and Applications Conference (ASYU). IEEE, 2020: 1-6. DOI: 10.1109/ASYU50717.2020.9259896.
- [17] 杨观赐, 杨静, 李少波, 等. 基于 Dropout 与 ADAM 优化器的改进 CNN 算法 [J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2018, 46(7): 122-127. DOI: 10.13245/j.hust.180723.
- [18] DEB K. An introduction to genetic algorithms[J]. *Sadhana*, 1999, 24: 293-315. DOI: 10.1007/BF02823145.
- [19] 张哲寰, 赵君, 戴慧敏, 等. 黑龙江省讷河市土壤-作物系统 Se 元素地球化学特征 [J]. *地质与资源*, 2020, 29(1): 38-43. DOI: 10.13686/j.cnki.dzyzy.20200110.005.
- [20] 刘志欣, 于晶. 齐齐哈尔地区气候灾害对农业生产的影响 [J]. *黑龙江科技信息*, 2017(5): 25. DOI: 10.3969/j.issn.1673-1328.2017.05.023.
- [21] 王庆堂, 曹丽红, 张滨. 齐齐哈尔市干旱成因分析及对策 [J]. *黑龙江水利科技*, 2003(3): 138-140. DOI: 10.14122/j.cnki.hskj.2003.03.119.
- [22] WANG H, GAO X, XU T, et al. Spatial-temporal evolution mechanism and efficiency evaluation of drought resilience system in China[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2023, 428: 139298. DOI: 10.1016/j.jclepro.2023.139298.
- [23] FRANCIS R, BEKERA B. A metric and frameworks for resilience analysis of engineered and infrastructure systems[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2014, 121: 90-103. DOI: 10.1016/j.res.2013.07.004.
- [24] 刘婧, 史培军, 葛怡, 等. 灾害恢复力研究进展综述 [J]. *地球科学进展*, 2006, 21(2): 211-218. DOI: 10.3321/j.issn:1001-8166.2006.02.014.
- [25] PEARSON L, PELLING M. The UN Sendai framework for disaster risk reduction 2015–2030: Negotiation process and prospects for science and practice [J]. *Journal of Extreme Events*, 2015, 2(1): 1571001. DOI: 10.1142/S2345737615710013.
- [26] LI Z, LIU F, YANG W, et al. A survey of convolutional neural networks: analysis, applications, and prospects[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2021, 33(12): 6999-7019. DOI: 10.1109/TNNLS.2021.3084827.
- [27] 徐冬梅, 夏王萍, 王文川. 基于黏菌算法优化 VMD-CNN-GRU 模型的年径流预测 [J]. *南水北调与水利科技(中英文)*, 2022, 20(3): 429-439. DOI: 10.13476/j.cnki.nsbdqk.2022.0043.
- [28] GU J, WANG Z, KUEN J, et al. Recent advances in convolutional neural networks[J]. *Pattern Recognition*, 2018, 77: 354-377. DOI: arXiv:1512.07108. DOI: 10.1016/j.patcog.2017.10.013.
- [29] HOLLAND J H. Genetic algorithms[J]. *Scientific American*, 1992, 267(1): 66-73. DOI: 10.1038/scientificamerican0792-66.
- [30] MCCALL J. Genetic algorithms for modelling and optimisation[J]. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2005, 184(1): 205-222. DOI: 10.1016/j.cam.2004.07.034.
- [31] 张荣轩, 雷晓辉, 卢龙彬, 等. 基于遗传算法的串联梯级泵站扬程优化分配 [J]. *南水北调与水利科技(中英文)*, 2021, 19(3): 590-597. DOI: 10.13476/j.cnki.nsbdqk.2021.0062.
- [32] 李翔. 基于 Fraeijs de Veubeke 变分原理的自然邻点

- 法 [D]. 大连: 大连理工大学, 2010.
- [33] SAHOO M M, PATRA K C, SWAIN J B, et al. Evaluation of water quality with application of Bayes' rule and entropy weight method[J]. *European Journal of Environmental and Civil Engineering*, 2017, 21(6): 730-752. DOI: 10.1080/19648189.2016.1150895.
- [34] ZHU Y, TIAN D, YAN F. Effectiveness of entropy weight method in decision-making[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020, 1-5. DOI: 10.1155/2020/3564835.
- [35] CHEN J, YANG S T, LI H W, et al. Research on geographical environment unit division based on the method of natural breaks (Jenks)[J]. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2013, 40: 47-50. DOI: 10.5194/isprsarchives-XL-4-W3-47-2013.
- [36] CHANG C, LIN C. LIBSVM: A library for support vector machines[J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 2011, 2(3): 1-27. DOI: 10.1145/1961189.1961199.
- [37] SUN T, LIU D, LIU D, et al. A new method for flood disaster resilience evaluation: A hidden Markov model based on Bayesian belief network optimization[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2023, 412: 137372. DOI: 10.1016/j.jclepro.2023.137372.
- [38] 刘东, 杨丹, 张亮亮, 等. 基于 BOA-SVM 模型的区域洪水灾害风险评估与驱动机制 [J]. *农业机械学报*, 2023, 54(10): 304-315. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2023.10.030.
- [39] 赵勇, 董义阳, 翟家齐, 等. 考虑生态耗水的干旱区绿洲灌溉用水效率评价指标与方法 [J]. *水资源保护*, 2024, 40(3): 78-89.
- [40] 中华人民共和国中央人民政府. 中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和 2035 年远景目标纲要 [EB/OL]. http://www.gov.cn/xinwen/2021-03/13/content_5592681.htm. [M]. 2021-03-13.
- [41] 中华人民共和国农业部. 全国农业可持续发展规划 (2015-2030 年) [EB/OL] [2015-05-28]. http://www.gov.cn/xinwen/2015-05/28/content_2869902.htm.
- [42] 中华人民共和国发展和改革委员会. 美丽中国建设评估指标体系及实施方案 [EB/OL] [2020-02-28]. http://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2020-03/07/content_5488275.htm.
- [43] SAJJAD M. Disaster resilience in Pakistan: A comprehensive multi-dimensional spatial profiling[J]. *Applied Geography*, 2021, 126: 102367. DOI: 10.1016/j.apgeog.2020.102367.

Agricultural drought resilience and influencing factors based on optimized convolutional neural network of genetic algorithm

LIU Dong^{1,2,3}, JIANG Chenyi¹, ZHANG Liangliang^{1,4}, LI Jiamin⁵

(1. School of Water Conservancy & Civil Engineering, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China; 2. Key Laboratory of Effective Utilization of Agricultural Water Resources of Ministry of Agriculture, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China; 3. Heilongjiang Provincial Key Laboratory of Water Resources and Water Conservancy Engineering in Cold Region, Harbin 150030, China; 4. State Key Laboratory of Hydrosience and Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 5. Nihe Reservoir Management Office of Heilongjiang Province, Lanxi 151500, China)

Abstract: In the case of global warming, it was established that the amount of uncertainty is growing with regard to droughts. Due to this, different parts of the world experience different types of drought and different measures when it comes to the recovery process of drought, leading to great losses in agriculture. Hence, it is momentous for agricultural droughts to be explored in more depth and to look for proper ways to handle them.

Convolutional neural networks (CNN) provide high stability and generalization capability because of the parameter sharing and sparse connection, which decrease the number of parameters for weights and bias respectively. However, they highly depend on the selection of the learning rate (η) to decide their efficiency. Genetic algorithms (GA) have a strong attribute of global search and therefore can be used to optimize functions that are nonlinear and unbalanced and those that comprise of multi-peak; the results obtained in practice have proven to be very efficient. Hence, the use of a CNN model optimized by a GA-CNN to assess the population's drought resilience. The conceptual framework and analysis of the distribution of water resources in relation to the

agricultural economic development of the studied region allowed choosing the following 11 indicators to estimate the level of agricultural drought risk. Thus, applying the principles of the GA-CNN model, the level of drought resilience of the study area was determined for 2010-2021. To find the driving forces of the time evolution of resilience, the entropy method was applied. The results show that during the study period, the agricultural drought resilience of Nehe City was on a rising-triangle course. The temporal change in the agricultural drought resilience in the study area was affected by forest coverage, grain yield per unit area, per capita water resources. With reference to the benchmarks using CNN and SVM, the GA-CNN model offered a decrease in the value of EMA by 23.51% and 32.36%, ERMS by 14.42% and 25.32%, and increase in R^2 by 0.08% and 1.08%, respectively. This means that in the areas of fit, ability to adapt, stability and reliability, and the assessment of the model, GA-CNN performs better as compared to others.

Based on the main constraints of drought resilience in the study area mentioned above, future research and development strategies should target the reduction of available water supply, the improvement of food productivity, and the rise of forest cover. To sum up, proper management of agricultural water resources, increasing the production capacity of food, effective protection of forests, as well as the greatest possible use of forest resource potentiality, is critical for increasing stable and promising agricultural drought resistance. These measures will also be of help in the diffusion of improvement to neighboring areas and assisting in a mutually beneficial augmentation of the agricultural regions for drought incidences.

Key words: agricultural drought disaster resilience; genetic algorithm; convolutional neural network; entropy method; influencing factor



摄影|曲帅超