

张帅旗, 沙莎. 基于极限学习机的水资源承载力预测与优化配置方法[J]. 净水技术, 2025, 44(11): 72-81.

ZHANG S Q, SHA S. Prediction and optimized configuration of water resources carrying capacity based on extreme learning machine [J]. Water Purification Technology, 2025, 44(11): 72-81.

## 基于极限学习机的水资源承载力预测与优化配置方法

张帅旗\*, 沙 莎

(河南省漯河水文水资源测报分中心, 河南漯河 462300)

**摘要** 【目的】 水资源承载力动态多变、优化配置目标复杂、生物学算法易陷局部最优会导致预测与优化配置工作更为复杂和困难, 因此, 文章提出基于混合遗传算法的区域水资源承载力预测及优化配置方法。【方法】 首先, 通过构建水生态足迹模型量化区域水资源供需关系, 包括生态、生产和生活三类用水, 并引入全球水均衡因子等参数。其次, 利用极限学习机的高效学习能力, 以水生压力指数为输入, 预测区域水资源承载力, 为后续优化配置提供基础。在水资源优化配置阶段, 综合考虑生态、经济和社会目标, 构建水资源优化配置目标函数, 旨在降低污染物排放、提高经济效益和最小化区域缺水量。为了求解水资源优化配置问题, 引入混合遗传算法, 结合改进遗传算法与差分进化算法, 优化选择、交叉和变异算子, 提高了算法的全局和局部搜索能力, 并根据适应度动态调整交叉和变异概率。最后, 通过混合遗传算法求解水资源优化配置目标函数的最优解, 实现区域水资源的优化配置。【结果】 文章所提方法具有较高的区域水资源承载力预测精度, 且水资源优化配置污染物排放量最低, 不同区域的缺水率均控制为 2% 以下。【结论】 该方法促进了水资源高效利用, 确保了供水安全, 平衡了生态环境与经济社会发展需求, 对水资源可持续利用和区域和谐发展具有重要作用。

**关键词** 水生态足迹模型 水资源承载力 极限学习机 水资源优化配置 混合遗传算法

**中图分类号:** TV213.9    **文献标志码:** A    **文章编号:** 1009-0177(2025)11-0072-10

**DOI:** 10.15890/j.cnki.jsjs.2025.11.008

## Prediction and Optimized Configuration of Water Resources Carrying Capacity Based on Extreme Learning Machine

ZHANG Shuaiqi\*, SHA Sha

(Henan Luohe Hydrological and Water Resources Monitoring and Reporting Sub Center, Luohe 462300, China)

**Abstract** [Objective] The carrying capacity of water resources is dynamically changing, the optimization goals are complex, and biological algorithms are prone to local optima, making prediction and optimization work more complex and difficult. Therefore, a method for predicting and optimizing the allocation of regional water resources carrying capacity based on a hybrid genetic algorithm is proposed. [Methods] Firstly, by constructing a water ecological footprint model to quantify the supply and demand relationship of regional water resources, including ecological, production, and domestic water usage, and introducing parameters such as global water balance factors. Next, utilizing the efficient learning ability of extreme learning machines, the water pressure index was used as an input to predict the regional water resources carrying capacity, providing a foundation for subsequent optimization of allocation. In the stage of optimizing water resource allocation, ecological, economic, and social goals were comprehensively considered to construct the objective function of water resource optimization allocation, aiming to reduce pollutant emissions, improve economic benefits, and minimize regional water shortage volume. In order to solve the problem of optimizing water resource allocation, a hybrid genetic algorithm was introduced, combined with an improved genetic algorithm and differential evolution algorithm, to optimize the selection, crossover and mutation operators, improve the global and local search ability of the algorithm, and dynamically adjust the crossover and mutation probabilities according to fitness. Finally, the optimal solution for the objective function of optimizing water resource allocation was obtained through a hybrid genetic algorithm, achieving the optimal allocation of regional water resources. [Results] The proposed

[收稿日期] 2024-10-28

[通信作者] 张帅旗(1990—), 女, 工程师, 研究方向为水文水资源, E-mail: tnngxd1547@163.com。

method had high accuracy in predicting regional water resources carrying capacity, and the optimized allocation of water resources had the lowest pollutant emissions. The water shortage rate in different regions was controlled below 2%. [Conclusion] This method promotes efficient utilization of water resources, ensures water supply safety, balances ecological environment and economic and social development needs, and plays an important role in sustainable utilization of water resources and regional harmonious development.

**Keywords** water ecological footprint model water resource carrying capacity extreme learning machine optimized configuration of water resource hybrid genetic algorithm

水资源作为生命之源以及经济发展的基础,其可持续利用与优化配置对于维护生态平衡、促进经济社会可持续发展均具有重要意义。随着全球气候变化和人类活动的加剧,水资源短缺、水污染和水生态退化等问题日益凸显,特别是在一些水资源本就紧张的区域,这些问题更加突出<sup>[1-2]</sup>。因此,如何科学预测区域水资源承载力,并在此基础上实现水资源的优化配置,成为当前水资源管理与研究领域的热点与难点问题。

目前,许多学者对此展开研究。例如 2022 年张金鑫等<sup>[3]</sup>将最大化部门用水效益、最小化区域缺水量和污水排放量作为优化目标,综合考虑水资源配置过程中的不确定因素,展开水资源优化配置。但该方法最大化部门用水效益和最小化区域缺水量之间存在内在冲突,导致水资源配置效果不理想。赵金森等<sup>[4]</sup>将遥感数据作为依据,建立空间降雨量数据集,以经济效益作为目标,在非线性优化模型框架内耦合作物水分生产函数、模糊可行性约束规划,从而建立水资源优化配置模型。但该方法模型中的参数(如作物水分生产函数的系数、模糊可行性约束的阈值等)往往难以准确获取且涉及多个参数和变量,模型结构复杂,求解难度较大,对模型配置效果产生不利影响。2023 年潘月等<sup>[5]</sup>通过 Lasso 算法对区域需水量展开预测,根据预测结果建立水资源优化配置模型,引入 LINGO 语言实现模型求解,完成水资源优化配置。但 Lasso 算法的预测精度受到多种因素的影响,包括数据质量、模型复杂度、变量间的相关性等,若需水量预测结果不准确会直接导致水资源配置质量下降。2022 年 Li 等<sup>[6]</sup>分析了区域水资源的变化规律,并将其作为依据,综合考虑环境可持续性、经济效率与社会效益,从而建立水资源优化配置模型。但水资源状况不是固定的,该方法难以完全捕捉和适应这些动态变化,导致模型在实际应用中的准确性和可靠性受限。且数据收集、整理、分析需要一定时间,这导致模型使用的数据存在一

定的滞后性,影响模型的实时性和有效性。

水资源承载力作为衡量一个区域水资源可持续利用能力的关键指标,具备动态性特征。这种动态性源于多方面因素的交织影响,主要包括时间因素和空间因素。而水资源优化配置是指在有限水资源条件下,精准分配与高效利用水资源,以平衡多样化的用水需求,从而实现推动社会经济繁荣发展与生态环境保护的双重目标。然而,水资源优化配置的目标往往复杂且多样化,包括保障供水安全、促进经济发展、保护生态环境等多个方面。这些目标之间往往存在相互冲突和制约的关系,使得水资源优化配置问题成为一个多目标、多约束的复杂优化问题,为此,提出基于极限学习机的水资源承载力预测与优化配置方法。首先,基于水生态足迹模型计算水生压力指数,该指数能够量化人类活动对水资源系统的影响,评估水资源可持续性,为水资源承载力预测提供基础数据,同时识别出水资源压力较大的关键区域。随后,运用极限学习机这一快速、高效的神经网络算法,通过训练捕捉水资源承载力与各种影响因素之间的复杂关系,实现区域水资源承载力的准确预测,为水资源管理提供科学依据。接着,构建目标函数,明确水资源优化配置的目标,包括最小化污染物排放、最大化经济效益及最小化缺水量,以此指导优化过程,平衡多个目标,确保优化方案在经济效益、环境保护和水资源供应之间取得平衡。最后,通过混合遗传算法求解目标函数,该算法结合遗传算法和其他优化技术的优点,具有全局搜索能力和高效求解的特点,能够快速找到最优的水资源配置方案,提高配置效率,适用于各种复杂的水资源优化配置问题。

通过本研究以期提高水资源承载力预测的精度和效率,并为水资源管理和优化配置提供科学依据和技术支持,推动水资源的可持续利用,实现经济效益和社会效益的最大化,为区域水资源管理提供新的思路和方法。

## 1 基于极限学习机的区域水资源承载力预测

水资源承载力预测有助于识别水资源的供需矛盾,指导水资源的合理分配,确保关键领域(如农业、工业、生活用水和生态用水)的水资源需求得到满足,同时有利于避免过度开发和浪费,对于后续区域水资源优化配置具有重要意义。

首先划分区域用水单元,将其分为3类:第一类为生态用水;第二类为生产用水;第三类为生活用水。建立水生态足迹模型<sup>[7-8]</sup>,如式(1)。

$$R_{EF_{\omega}} = Ne_{f_{\omega}} = \frac{N\tau W}{A_{\omega}} \quad (1)$$

其中: $N$ ——人口总数,人;

$R_{EF_{\omega}}$ ——水生态足迹,  $m^3$ ;

$\tau$ ——全球水均衡因子;

$e_{f_{\omega}}$ ——年均水生态足迹,  $m^3/(人 \cdot a)$ ;

$A_{\omega}$ ——全球水平均生产能力,  $m^3/(hm^2 \cdot a)$ ;

$W$ ——区域平均水消耗量,  $m^3/人$ 。

该模型反映了区域水资源的使用情况,适应性较强,因为它考虑了全球和区域2个层面的水资源利用情况,有助于识别区域水资源的相对稀缺性。

在水生态足迹模型的基础上对区域水生态承载力展开计算,如式(2)。

$$R_{EC_{\omega}} = Ne_{c_{\omega}} = \frac{0.4 \times \eta Q}{A_{\omega}} \quad (2)$$

其中: $Q$ ——水资源总量,  $m^3$ ;

$\eta$ ——水产量因子;

$R_{EC_{\omega}}$ ——区域水生态承载力,  $hm^2$ ;

$e_{c_{\omega}}$ ——平均水生态承载力,  $hm^2/人$ 。

通过水资源总量和水产量因子来计算区域水生态承载力,反映了区域水资源的可持续供给能力,这对于制定水资源管理政策至关重要,因为它能够揭示区域水资源的最大可持续利用量。

水资源需求与水生态供给之间的关系可通过水生压力指数 $\iota$ 反映,该指数通过比较水生态足迹和水生态承载力来评估区域水资源压力,有助于识别区域是否面临生态赤字、维持生态平衡或呈现生态盈余,为水资源管理提供了重要的决策依据。具体如式(3)。

$$\iota = \frac{R_{EF_{\omega}}}{R_{EC_{\omega}}} = \frac{e_{f_{\omega}}}{e_{c_{\omega}}} \quad (3)$$

当 $\iota > 1.1$ 时,区域面临生态赤字;当 $0.9 < \iota \leq 1.1$ 时,区域维持生态平衡;当 $0 \leq \iota \leq 0.9$ 时,区域呈现生态盈余。该数值取值区间是基于对不同区域水资源压力和生态状况的综合分析得出的。首先,采集相关数据,采集到的数据涵盖水资源需求数据(如经济活动用水、人口相关用水、农业用水数据)、水生态供给数据(气象数据、水资源量数据、生态用水数据)以及生态状况数据(生物多样性、生态系统服务功能、生态系统弹性和恢复力数据)。其次,构建数据分析与模型,先通过相关性分析找出关键影响因素,再构建如系统动力学模型等数学模型模拟水资源压力与生态状况关系,并利用历史数据校准和验证模型。之后进入数值范围确定阶段,运用模型设置不同情景模拟,对模拟结果聚类分析确定不同生态状态的阈值范围,邀请多领域专家评估调整。最后,在多地区应用验证并完善,形成适用于不同地区和时间尺度的通用数值范围,为水资源管理提供科学决策依据。

可持续发展的核心是实现经济、社会和环境的协调发展。在水资源管理方面,确保水资源的可持续利用是实现可持续发展目标的重要一环。通过界定水生压力指数的区间数值,可以为制定合理的水资源管理政策提供科学依据,有助于推动水资源的可持续利用和生态系统的保护。该定义的区间数值的准确性和合理性证明如下。

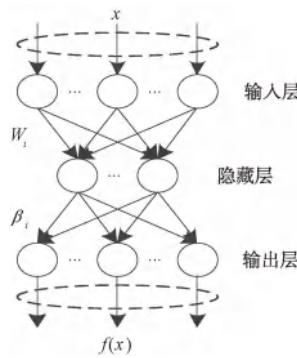
1) 生态赤字的界定( $\iota > 1.1$ ):当 $\iota > 1.1$ 时,表明水资源处于不可持续利用状态。为了更严格地界定生态赤字,即水资源短缺到严重影响生态平衡的程度,可以选择一个略高于1的阈值,如1.1。这个值的选择是基于对生态系统敏感性和恢复力的考虑,认为当水资源需求超过供给10%时,生态系统可能面临较大的压力,难以维持其正常功能。

2) 生态平衡的界定( $0.9 < \iota \leq 1.1$ ):在这个区间内,水生态足迹和生态承载力基本保持平衡。选择0.9作为下限,是考虑到生态系统具有一定的弹性和恢复力,能够在一定范围内承受水资源供需的波动。同时,1.1作为上限,确保了当水资源需求接近但不超过供给时,生态系统仍能保持相对稳定。

3) 生态盈余的界定( $0 \leq \iota \leq 0.9$ ):在这个区间

内,水生态足迹小于生态承载力,表明水资源供给充足,能够满足生态系统的需求,并有一定的余量。选择0.9作为上限是为了确保当水资源供给远超过需求时,能够明确地区分出生态盈余的状态。

然后基于混合遗传算法的区域水资源承载力预测及优化配置方法将水生压力指数 $\iota$ 作为输入样本 $x$ ,采用极限学习机<sup>[9-10]</sup>对区域水资源承载力展开预测。极限学习机作为一种快速、高效的神经网络模型,适用于处理大规模数据集和复杂非线性问题。在水资源承载力预测中,其可以通过学习水生压力指数与水资源承载力之间的关系,提供准确的预测结果。极限学习机如图1所示。



注: $f(x)$ —输出区域水资源承载力预测结果;  
 $W_i$ —输入层与隐藏层的连接权重; $\beta_i$ —隐藏层与输出层的连接权重。

图1 极限学习机

Fig. 1 Extreme Learning Machine

将水生压力指数输入极限学习机中, $f(\iota)$ 如式(4)。

$$f(\iota) = \sum_{i=1}^K \beta_i g(W_i \iota + b_i) \quad (4)$$

其中: $K$ —节点在网络隐藏层中的数量,个;  
 $g(x)$ —激活函数;  
 $b_i$ —偏置。

## 2 区域水资源优化配置

### 2.1 目标函数

根据上述获得的区域水资源承载力预测结果,从生态、经济和社会3个方面构建区域水资源优化配置目标函数,以此实现区域水资源优化配置。

1)水资源是生态系统的核心组成部分,其合理配置关系到生态系统的健康和稳定。因此,将生态优化目标函数纳入水资源优化配置中,可以确保水

资源的利用不会超出生态系统的承载能力,从而实现生态环境保护的同时维护生态平衡。建立生态优化目标函数 $f_1$ ,该函数的目标是降低污染物在区域内的总排放量<sup>[11-12]</sup>,如式(5)。

$$f_1 = \min \sum_{l=1}^L \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^I (x_{ij}^l a_j^l \phi_j^l) \quad (5)$$

其中: $\phi_j^l$ —污染因子比例;  
 $L$ —子区域数量,个;  
 $I$ —供水水源;  
 $J$ —用户类型;  
 $x_{ij}^l$ —水源 $i$ 向区域 $l$ 内存在的用户 $j$ 提供的供水量, $m^3$ ;  
 $a_j^l$ —污水排放系数。

2)水资源是经济发展的基础资源之一,其高效利用和合理配置有助于提升经济效益,推动区域经济发展。因此,将经济优化目标函数作为水资源优化配置的一部分,可以引导水资源向高效益领域流动,实现区域经济的可持续发展。将最大化区域经济效益作为经济目标,建立经济优化目标函数 $f_2$ ,如式(6)。

$$f_2 = \max \sum_{l=1}^L \sum_{j=1}^J \left[ \sum_{i=1}^I (\delta_{ij}^l - v_{ij}^l) x_{ij}^l \beta_i^l \right] \chi_j^l \xi_l \quad (6)$$

其中: $\beta_i^l$ —供水次序系数;  
 $\delta_{ij}^l$ —单位效益系数,元/ $m^3$ ;  
 $\xi_l$ —区域的权重系数;  
 $v_{ij}^l$ —水源 $i$ 为用户 $j$ 供水过程中产生的成本系数,元/ $m^3$ ;  
 $\chi_j^l$ —用水公平系数。

在水资源优化配置的经济目标函数中,各个系数的取值对于确保模型计算的准确性和结果的合理性至关重要。具体而言,供水次序系数应根据水源的可靠性、水质以及用户的紧急程度或重要性等因素来确定,用以表示不同水源或用户之间的供水优先级。单位效益系数则反映了每立方米水所能产生的经济效益,其取值应基于不同用户或行业用水的实际经济效益来确定,通常为一个正数。区域的权重系数用于衡量不同区域在水资源优化配置中的相对重要性,其取值应综合考虑区域的经济规模、人口数量、水资源短缺程度等因素,确保所有区域的权重系数之和等于1。此外,水源为用户供水过程中产

生的成本系数也是一个重要的参数,它表示从水源取水并输送到用户过程中所产生的成本,其取值应基于取水、输水、处理等环节的实际成本来确定。最后,用水公平系数用于衡量水资源在不同用户或区域之间的分配是否公平,其取值需要基于社会公平、水资源短缺程度、用户需水紧迫性等因素。

3)水资源是人民生活的必需品,其配置直接关系到人民的用水需求和生活质量。因此,将社会优化目标函数纳入水资源优化配置中,可以确保水资源的公平分配,稳定供应性和用水需求,提高社会满意度和稳定性。建立社会优化目标函数 $f_3$ ,该函数的主要优化目标是最小化区域缺水量,如式(7)。

$$f_3 = \min \sum_{l=1}^L \sum_{j=1}^J \left( D_j^l - \sum_{i=1}^I x_{ij}^l \right) \quad (7)$$

其中: $D_j^l$ ——用户 $j$ 在区域 $l$ 内的需水量, $\text{m}^3$ 。

综上,生态、经济、社会3个方面相互关联、相互影响,共同构成了水资源优化配置的综合评估体系。其中,生态方面关注水资源的可持续利用和生态环境的保护,为水资源优化配置提供了基础和前提;经济方面则着眼于水资源的经济效益和区域经济发展,成为水资源优化配置的重要目标之一;而社会方面则重视水资源的公平分配和人民的生活质量,为水资源优化配置提供了重要保障。通过综合考虑这3个方面,可以对水资源优化配置进行全面、客观、科学的评估,确保水资源的可持续利用、生态系统的健康稳定、区域经济的可持续发展以及人民生活质量的提升,因此这3个方面是衡量水资源优化配置效果不可或缺的重要参考依据。由于这3个方面的结果往往具有不同的量纲和取值范围,直接进行比较或加权求和是不合适的。因此,在进行综合评估之前,需要对这些目标函数值进行归一化处理。归一化处理的目的是将不同量纲的数据转换到同一尺度上,使得其可以相互比较和加权。采用线性归一化方法,如式(8)。

$$y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (8)$$

其中: $x$ ——原始数据;

$y$ ——归一化后的数据;

$x_{\min}$ ——原始数据中的最小值;

$x_{\max}$ ——原始数据中的最大值。

对于生态、经济、社会3个方面的目标函数值,可以分别应用上述公式进行归一化处理。归一化后的生态优化、经济优化、社会优化目标函数 $f'_1$ 、 $f'_2$ 、 $f'_3$ 将具有相同的尺度,可以直接进行比较和加权求和,从而建立水资源优化配置目标函数 $F$ 如式(9)。

$$F = w_1 f'_1 + w_2 f'_2 + w_3 f'_3 \quad (9)$$

其中: $w_1$ 、 $w_2$ 、 $w_3$ ——权重系数,它们反映了不同目标在综合优化中的重要程度,且

$$w_1 + w_2 + w_3 = 1。$$

综合考虑区域水资源管理需求,设置下述约束条件。

①供水量约束 $f(\iota)$ 如式(10)。

$$\sum_{l=1}^L \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^I x_{ij}^l < f(\iota) \quad (10)$$

②需水量约束如式(11)。

$$D_{j\min} \leq \sum_{i=1}^I x_{ij} \leq D_{j\max} \quad (11)$$

其中: $D_{j\min}$ 、 $D_{j\max}$ ——用户 $j$ 的需水量下限与上限。

## 2.2 基于混合遗传算法的水资源优化配置

将改进遗传算法与差分进化算法相结合,提出混合遗传算法,获取2.1节建立的目标函数的最优解,完成区域水资源的优化配置。传统的单目标优化算法只能求解一个目标函数的最优解,而在多目标优化问题中,需要找到一组解,使得这些解能够尽可能地满足多个目标函数。混合遗传算法则能够利用改进遗传算法与差分进化算法的全局搜索能力,有效地解决多目标优化问题。该算法通过选择、交叉、变异等遗传操作,不断迭代优化种群中的个体,以寻求最优的水资源配置方案。混合遗传算法不仅具有强大的全局搜索能力,还能在保持种群多样性的同时,快速收敛到最优解,为区域水资源优化配置提供了有力支持。具体过程如下。

### 1)选择算子

改进目前算法中的选择算子,根据适应度计算结果在种群中挑选前 $S$ 个个体,随机在 $S$ 个个体内再挑选 $s$ 个个体,并将其作为依据,挑选其中存在的最优个体,将其作为下一步交叉操作的父代个体。

### 2)交叉算子

在交叉过程中通过两点交叉策略随机挑选2个

交叉点,并展开基因交换。交叉算子在算法求解过程中的主要作用是控制个体的全局搜索能力,经调查发现,全局搜索能力与交叉概率之间成正比<sup>[13-14]</sup>。为了提高种群在求解过程中的多样性,在函数求解前期通常增大交叉概率,在后期种群逐渐接近最优解,此时降低交叉概率。在水资源优化配置目标函数求解过程中,通过式(12)确定种群  $c$  的交叉概率  $P_c$ 。

$$P_c = P_{c0} - \frac{f_{c,\min} \times (P_{c0} - P_{c,\min})}{Ff_{\text{avg}}} \quad (12)$$

其中: $f_{c,\min}$ 、 $f_{\text{avg}}$ ——适应度对应的下限与均值;  
 $P_{c,\min}$ ——最小交叉概率;  
 $P_{c0}$ ——种群在函数求解初始阶段对应的交叉概率。

### 3) 变异算子

经调查发现变异算子可决定种群在求解状态下的局部搜索能力,为了提高种群在求解初始阶段的多样性,需要增大变异概率。为了提高算法的收敛性,在函数求解后期需要降低变异概率。设  $T$  表示最大迭代次数,所提方法通过式(13)计算交叉后的种群  $m$  在水资源优化配置目标函数求解过程中的变异概率  $P_m$ 。

$$P_m = P_{m0} - \frac{t \times (P_{m0} - P_{m\min})}{T} + \frac{P_{m0}f_{\text{avg}}}{P_c f_{\min}} \quad (13)$$

其中: $P_{m0}$ ——种群在初始阶段对应的变异概率;  
 $f_{\min}$ ——种群最小适应度;  
 $t$ ——当前种群对函数求解的次数,次;  
 $P_{m\min}$ ——变异概率的下限。

完成遗传算法的优化后,将其与差分进化算法结合,提出一种整体性能较高的混合遗传算法,采用混合遗传算法求解水资源优化配置目标函数的具体过程如下:

- ①根据水资源优化配置目标函数以及约束条件创建初始种群,并对相关参数展开初始化;
- ②将遗传算法生成的种群作为基础,参照其种群数量与规模,引入差分进化算法生成新种群<sup>[15-16]</sup>,并将 2 个种群混合,建立用于求解水资源优化配置目标函数的混合种群;
- ③对混合种群求解水资源优化配置目标函数的

适应度展开计算,根据计算结果排序种群,删除后一半适应度较差的种群;

④利用优化后的算子对种群展开相应的选择、交叉和变异操作,生成新种群;

⑤在约束条件下确定新种群的适应度值,同时对当前种群求解水资源优化配置目标函数的次数展开记录,当其达到混合遗传算法的最大迭代次数时,输出水资源优化配置目标函数的最优解,具体的计算如式(14)。

$$x_i = \frac{P_c + P_m}{2} \times F(c_i + b_i) \quad (14)$$

其中: $c_i, b_i$ ——第  $i$  个用水单元的单位成本、单位效益,元/ $\text{m}^3$ ;  
 $x_i$ ——水资源优化配置目标函数的最优解。

综上,基于混合遗传算法的区域水资源承载力预测及优化配置方法结合了水生态足迹模型、极限学习机和混合遗传算法,形成了一套系统化的水资源管理策略。该方法适用于多种类型的区域,特别是那些面临水资源供需矛盾、需要科学合理地进行水资源管理和配置的区域。该方法首先融合了水生态足迹模型和极限学习机,通过构建水生态足迹模型来量化区域水资源的供需关系,进而利用极限学习机的高效学习能力进行水资源承载力的预测。这种多模型融合的策略不仅提高了预测的精度和效率,还为水资源承载力预测提供了新的研究视角和方法路径。在水资源优化配置阶段,进一步引入了混合遗传算法,该算法通过结合改进遗传算法与差分进化算法,实现了算法性能的优化。通过优化选择、交叉和变异算子,混合遗传算法在求解复杂的水资源优化配置问题时表现出了更高的全局搜索能力和局部搜索能力,从而能够找到更优的解。此外,该方法在构建区域水资源优化配置目标函数时,综合考虑了生态、经济和社会 3 个方面的目标,形成了一个全面而综合的优化框架,这有助于在保障水资源可持续利用的同时,实现经济效益和社会效益的最大化。同时该方法还通过动态调整交叉概率和变异概率来适应不同阶段的求解需求,这种动态调整策略提高了算法的适应性和收敛性,使得算法在求解复杂问题时更加高效和稳定。因此,该方法在融合多模型预测、目标函数构建、参数动态调整等方面均

展现出了创新性,为区域水资源承载力预测和优化配置提供了新的思路和方法。

### 3 试验与分析

为了验证基于极限学习机的水资源承载力预测与优化配置方法的整体有效性。本研究选取某典型流域作为研究区域,该区域总面积约为5 000 km<sup>2</sup>,涵盖了山地、平原和丘陵等多种地形地貌。气候类型属于温带季风气候,四季分明,年均降水量约为600 mm,降水主要集中在夏季。区域内河流众多,是当地农业灌溉、工业生产和生活用水的主要来源。近年来,随着经济的快速发展和人口的不断增长,该

区域的水资源供需矛盾日益突出,尤其是在干旱年份,水资源短缺问题尤为严重。因此,对该区域的水资源承载力进行预测及优化配置研究具有重要的现实意义。本次测试的数据源如下。

(1) 水文数据:地下水位、径流量、降雨量,共2 564条数据。

(2) 社会经济数据:用水量、国内生产总值(GDP)、人口,共5 268条数据。

(3) 环境数据:污染物排放量、水质监测数据,共6 351条数据。

本次测试的试验平台如图2所示。



图2 试验平台

Fig. 2 Test Platform

采集研究区域2010年—2013年的水文数据,用于水资源承载力预测测试,逐年预测2014年—2023年的水资源承载力。其中参数取值如下:根据研究区域的历史数据和实际情况平均水生态足迹为500 m<sup>3</sup>/(人·a),全球水平平均生产能力为1 000 m<sup>3</sup>/(hm<sup>2</sup>·a),这一数据来源于国际水资源管理组织,用于衡量全球范围内水资源的平均生产能力。全球水均衡因子取0.8。极限学习机部分,采用Sigmoid函数作为激活函数,隐藏层节点数量为50个,连接权重通过训练自动确定。采用所提方法和Lasso算法展开水资源承载力预测测试,如图3所示。

图3中的实际承载力通过研究区域的历史水文数据、社会经济数据以及环境数据计算得到。由图

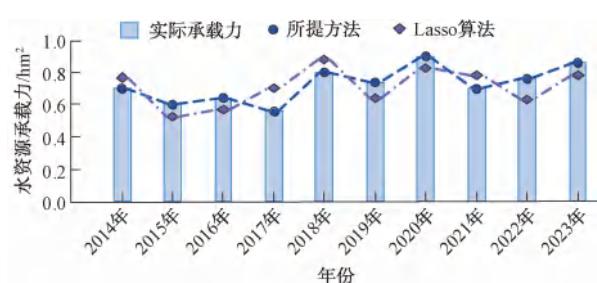


图3 水资源承载预测结果

Fig. 3 Prediction Results of Water Resources Carrying Capacity  
3可知,所提方法的水资源承载力预测结果与实际结果相符,Lasso算法的水资源承载力预测结果存在一定的偏差。这是由于所提方法利用极限学习机的高效学习能力,以水生压力指数为输入,对区域水资源承载力进行预测。极限学习机作为一种快速、简

单的神经网络算法,能够高效地处理大量数据,提取关键信息,从而提高预测的准确性和效率。由此可知,所提方法可为后续水资源优化配置提供可靠的数据依据。

在区域水资源优化配置过程中,污水排放系数设为 0.1,供水次序系数为 1.2,单位效益系数分别设定农业用水为 0.5 元/m<sup>3</sup>,工业用水为 1.0 元/m<sup>3</sup>,生活用水为 1.5 元/m<sup>3</sup>,区域权重系数为 0.5,水源供水成本系数中地下水为 0.3 元/m<sup>3</sup>,地表水为 0.2 元/m<sup>3</sup>,用水公平系数设为 1.0。设置混合遗传算法的相关参数:种群大小为 50;迭代次数为 200 次;交叉概率为 0.7;变异概率为 0.01。

选取传统遗传算法作为对比算法,展开收敛性能测试,结果如图 4 所示。

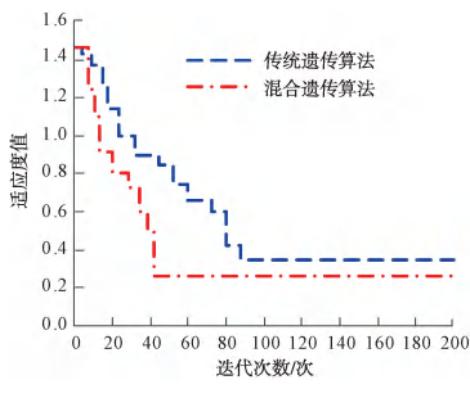


图 4 收敛性能测试

Fig. 4 Testing of Convergence Performance

由图 4 可知,在收敛性能测试过程中,混合遗传算法在迭代次数 40 次后曲线趋于稳定,而传统遗传算法在迭代次数 80 次后曲线趋于稳定,由此说明混合遗传算法优于传统遗传算法,这是因为混合遗传算法在传统遗传算法的基础上融合了差分进化算法,这样提升了种群在解空间中的多样性探索,增强了全局最优解的搜索效能。

选取污染物排放量和缺水率作为评价指标,采用基于极限学习机的配置方法、基于不确定模糊多目标规划 (interval fuzzy multi-objective programming, IFMOP) 的配置方法以及基于遥感数据的配置方法对 10 个区域的水资源展开优化配置,通过上述指标展开配置效果评价,配置结果如表 1 和图 5 所示。

由表 1 可知,采用上述方法对不同区域展开水资源优化配置时,所提方法的污染物排放量均是最

低的,因为所提方法在水资源优化配置过程中将污染物排放最小作为优化目标展开水资源配置,可有效保护水生态环境。

表 1 污染物排放量(单位:t)  
Tab. 1 Discharge Level of Pollutants(Unit: t)

区域 编号	污染物排放量		
	基于极限学习 机的配置方法	基于 IFMOP 的配置方法	基于遥感数据 的配置方法
1	25 164.2	29 611.2	31 516.7
2	21 548.6	30 021.5	32 650.5
3	24 621.5	28 891.6	29 945.1
4	23 561.7	27 516.9	33 215.7
5	20 346.9	31 526.8	35 789.2
6	24 891.3	32 548.4	36 514.9
7	22 516.4	29 945.1	33 517.4
8	23 648.2	28 642.4	31 125.6
9	21 123.7	32 315.3	32 648.8
10	20 516.5	31 254.8	34 582.4

为了进一步验证所提方法的实际应用性,采用上述 3 种方法优化后,对不同区域的缺水率进行统计,数值越大说明缺水情况越严重,水资源供需矛盾越突出。缺水率  $X$  计算如式(15)。

$$X = \frac{D - G}{D} \times 100\% \quad (15)$$

其中: $D$ ——需水量,表示某一区域或时间段内对水的总需求量, m<sup>3</sup>;  
 $G$ ——供水量,表示同一区域或时间段内实际能够提供给用户的水量, m<sup>3</sup>。

由于缺水率是通过需水量减去供水量后除以需水量计算得出的,因此其值始终为正数。当供水量等于需水量时,缺水率为 0,表示供需平衡;当供水量小于需水量时,缺水率大于 0,表示存在缺水情况,且数值越大说明缺水情况越严重,水资源供需矛盾越突出。采用上述 3 种方法优化后的区域缺水率结果如图 5 所示。

由图 5 可知,经过所提方法优化后,不同区域的缺水率均控制在 2% 以下,表明经过所提方法配置后,区域供水量基本满足需水量,水资源达到供需平衡状态,但基于 IFMOP 的配置方法以及基于遥感数据的配置方法的缺水率相对较高,无法满足区域需水量,配置效果较差。由此说明所提方法的配置效

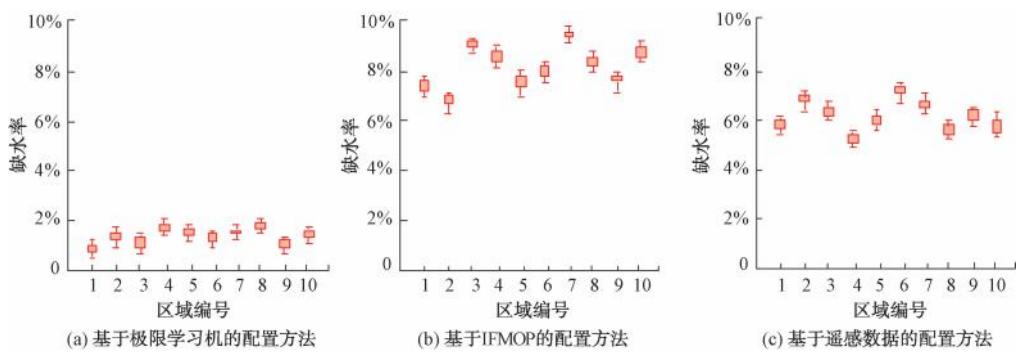


图 5 缺水率

Fig. 5 Water Deficiency Rate

果更佳。

## 4 结论

资源优化配置通过科学规划和管理,确保水资源在农业、工业、城市生活及生态环境等不同领域之间的合理分配,最大化水资源的利用率。针对目前水资源优化配置方法存在的问题,提出基于混合遗传算法的区域水资源承载力预测及优化配置方法,该方法根据区域水资源承载力预测情况建立水资源优化配置目标函数,通过混合遗传算法实现水资源的优化配置,经验证,所提方法可准确地完成水资源承载力预测,为水资源优化配置提供精确数据支持。

## 参考文献

- [ 1 ] 寻昊. 三亚市水资源承载力分析及水资源配置优化研究 [J]. 中国给水排水, 2022, 38(13): 59–63.  
XUN H. Analysis of water resources carrying capacity and optimization of water supply system in Sanya City [J]. China Water & Wastewater, 2022, 38(13): 59–63.
- [ 2 ] 姜秋香, 何晓龙, 王子龙, 等. 基于区间多阶段随机规划的水资源优化配置模型及应用 [J]. 水利水电科技进展, 2022, 42(6): 1–7.  
JIANG Q X, HE X L, WANG Z L, et al. A model for optimal allocation of water resources based on interval multistage stochastic programming and its application [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2022, 42(6): 1–7.
- [ 3 ] 张金鑫, 唐德善, 任加锐. 基于IFMOP的区域水资源和谐配置多目标模型及其应用 [J]. 水电能源科学, 2022, 40(12): 81–84, 76.  
ZHANG J X, TANG D S, REN J R. Multi-objective model of regional water resources harmonious allocation based on IFMOP and its application [J]. Water Resources and Power, 2022, 40(12): 81–84, 76.
- [ 4 ] 赵金森, 佟玲, 岳琼, 等. 基于遥感数据的不确定性的农业
- 水资源优化配置研究——以漳河灌区为例 [J]. 中国农业大学学报, 2022, 27(4): 244–255.  
ZHAO J M, TONG L, YUE Q, et al. Optimal allocation of uncertain agricultural water resources based on remote sensing data: Taking Zhanghe irrigation area as an example [J]. Journal of China Agricultural University, 2022, 27(4): 244–255.
- [ 5 ] 潘月, 杨广, 田浩, 等. 水资源总量约束条件下玛纳斯河灌区水资源优化配置 [J]. 排灌机械工程学报, 2023, 41(10): 1065–1072.  
PAN Y, YANG G, TIAN H, et al. Optimization of water resources in Manas River irrigation district under constraints of total water resources configuration [J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2023, 41(10): 1065–1072.
- [ 6 ] LI C, TIAN X, CAO Z, et al. Research on optimal allocation of water resources in the Western mining area of China based on WEAP [J]. Applied Water Science, 2022, 12(6): 113–113.
- [ 7 ] 欧阳兴涛, 廖浩宇, 姜秋香, 等. 基于改进水资源生态足迹模型的中国水资源可持续利用仿真及调控 [J]. 环境科学, 2023, 44(3): 1368–1377.  
OUYANG X T, LIAO H Y, JIANG Q X, et al. Simulation and regulation of sustainable utilization of water resources in China based on improved water resources ecological footprint model [J]. Environmental Science, 2023, 44(3): 1368–1377.
- [ 8 ] 魏亚茹, 朱永明, 康艳青. 基于组合预测模型的沿黄省区水资源生态足迹研究 [J]. 水文, 2022, 42(6): 52–55, 72.  
WEI Y R, ZHU Y M, KANG Y Q. Water resources ecological footprint research based on the combination forecast model of the provinces along the yellow river basin [J]. Journal of China Hydrology, 2022, 42(6): 52–55, 72.
- [ 9 ] 刘科研, 詹惠瑜, 谭云耀, 等. 基于改进极限学习机的配电网高阻接地故障检测方案 [J]. 电网技术, 2023, 47(5): 1886–1899.  
LIU K Y, ZHAN H Y, TAN Y Y, et al. High impedance grounding fault detection in distribution network based on improved extreme learning machine [J]. Power System Technology, 2023, 47(5): 1886–1899.
- [ 10 ] 林志康, 刘伟, 牛朝阳, 等. 基于对数双曲余弦比差异图构

- 造与多区域特征卷积极限学习机的合成孔径雷达图像变化检测[J]. 光学学报, 2023, 43(12): 210-221.
- LIN Z K, LIU W, NIU C Y, et al. Synthetic aperture radar image change detection based on difference image construction of log-hyperbolic cosine ratio and multi-region feature convolution extreme learning machine [J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(12): 210-221.
- [11] 华杰. 基于 DPSIR-BP 神经网络的中小河流水资源区间多阶段优化配置模型[J]. 微型电脑应用, 2024, 40(7): 200-204.
- HUA J. DPSIR-BP neural network based section multi-stage optimal configuration model of water resources in middle and small rivers [J]. *Microcomputer Applications*, 2024, 40(7): 200-204.
- [12] 苏振辉, 降亚楠, 吕婧好, 等. 基于水量水质耦合模拟优化的渠井结合灌区多目标水资源优化配置模型与方法[J]. 节水灌溉, 2023(5): 46-55, 61.
- SU Z H, JIANG Y N, LÜ J Y, et al. A multi-objective optimization model for water resources allocation considering both water quantity and quality issues in canal-well combined irrigation area [J]. *Water Saving Irrigation*, 2023(5): 46-55, 61.
- [13] 佟文明, 马雪健, 位海洋, 等. 基于磁场解析模型与遗传算法的轴向磁通永磁电机多目标优化设计[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(1): 39-45.
- TONG W M, MA X J, WEI H Y, et al. Multi objective optimization design of axial flux permanent magnet motor based on magnetic field analytical model and genetic algorithm [J]. *Electric Machines and Control*, 2022, 26(1): 39-45.
- [14] 蒋丽忠, 钟不凡, 张云泰, 等. 基于遗传算法的 CRTS II 型无砟轨道简支梁桥纵向抗震简化模型[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2023, 54(11): 4424-4435.
- JIANG L Z, ZHONG B F, ZHANG Y T, et al. Simplified seismic model of CRTS II slab ballastless simply supported beam bridge based on genetic algorithm [J]. *Journal of Central South University: Science and Technology*, 2023, 54(11): 4424-4435.
- [15] 刘普仁, 李奇, 孟翔, 等. 基于多向差分进化算法的氢燃料电池市域动车组运行协同优化[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(3): 1007-1020.
- LIU P R, LI Q, MENG X, et al. Collaborative optimization of hydrogen fuel cell urban emu operation based on multi-directional differential evolution algorithm [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2024, 44(3): 1007-1020.
- [16] 程强, 高元杰, 初红艳, 等. 基于多目标差分进化算法的机加工柔性作业车间调度[J]. 北京工业大学学报, 2023, 49(3): 335-345.
- CHENG Q, GAO Y J, CHU H Y, et al. Flexible job shop scheduling of machining based on multi-objective differential evolution algorithm [J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2023, 49(3): 335-345.

(上接第 29 页)

- [59] ZOU H X, XU Y Y, FAN X, et al. Catalytic removal of chemical oxygen demand during ozonation of the simulated wastewater from coal chemical industry [J]. *Journal of Water Process Engineering*, 2024, 64: 105542. DOI: 10.1016/j.jwpe.2024.105542.
- [60] ZHOU J, SUN Y J, SUN W Q, et al. Treatment of phenol-containing coal chemical biochemical tailwater by catalytic ozonation using Mn-Ce/γ-Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> [J]. *Catalysts*, 2022, 12(9): 1019.
- [61] 张犇, 张瑞峰, 杨川云, 等. 锰镁氢氧化物碳基复合材料催化臭氧化降解亚甲基蓝[J]. 功能材料, 2023, 54(9): 9123-9132.
- ZHANG B, ZHANG R F, YANG C Y, et al. Manganese-magnesium hydroxide carbon based composites for catalytic ozonation degradation of methylene blue [J]. *Functional Materials*, 2023, 54(9): 9123-9132.
- [62] WU Z C, GE S J, HAN Y, et al. Effect of inorganic anions on quinoline removal by catalytic ozonation: Performance and mechanism [J]. *Journal of Environmental Chemical Engineering*, 2024, 12(4): 113289.
- [63] WANG Z, LI X, MA J, et al. Effect of interlayer anions on NiFe layered double hydroxides for catalytic ozone decomposition [J]. *Environmental Science & Technology*, 2024, 58(19): 8597-8606.
- [64] WANG J, WANG S. Effect of inorganic anions on the performance of advanced oxidation processes for degradation of organic contaminants [J]. *Chemical Engineering Journal*, 2021, 411: 128392. DOI: 10.1016/j.cej.2020.128392.
- [65] TIAN J, LI B, QU R, et al. Influence of anions on ozonation of bisphenol AF: Kinetics, reaction pathways, and toxicity assessment [J]. *Chemosphere*, 2022, 286: 131864. DOI: 10.1016/j.chemosphere.2021.131864.