

DOI:10.13476/j.cnki.nsbdkj.2019.0093

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. ZHU W F, ZHANG H R, ZHANG L L, et al. Comprehensive evaluation model of regional groundwater quality based on PSO-ELM[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2019, 17(4): 129-137. (in Chinese)

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

朱伟峰¹,张皓然²,张亮亮²,刘东²

(1. 黑龙江省农田水利管理中心, 哈尔滨 150040; 2. 东北农业大学 水利与土木工程学院, 哈尔滨 150030)

摘要:地下水环境质量的准确评价可降低由水质不确定性导致的农业水管理决策风险,对于指导区域发展绿色农业、清洁生产等均具有重要的实践意义。针对ELM会随机产生输入层与隐含层的连接权值和隐含层阈值,导致网络泛化能力降低以及过度拟合引起的评价结果失真问题,提出一种基于粒子群算法优化极限学习机的地下水水质综合评价模型。选取黑龙江省建三江地区为研究区域,通过典型农业机井中地下水体的实地采样,利用构建的PSO-ELM模型对地下水水质进行综合评价。结果表明:PSO-ELM模型拟合性高于传统的ELM模型和RBF模型,并提高了区域地下水水质的模拟评价效果。建三江地区下辖的15个农场,整体地下水水质较好。研究区范围内地下水水质等级呈现出集中式分布特点,地下水综合水质较差的农场集中在研究区中东部,水质较好的农场集中在研究区的东西两侧。建三江地区地下水水质地域性规律主要与化肥施用量有关。为此,在保障粮食安全与用水安全的同时实现清洁生产应注意控制化肥的使用量,积极探索作物高产新举措。

关键词:极限学习机;粒子群算法;地下水水质;综合评价模型;建三江地区

中图分类号:TV21 文献标志码:A 开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Comprehensive evaluation model of regional groundwater quality based on PSO-ELM

ZHU Weifeng¹, ZHANG Haoran², ZHANG Liangliang², LIU Dong²

(1. Technology Center of Irrigation Drainage and Water Saving in Heilongjiang Province, Harbin 150040, China;

2. School of Water Conservancy & Civil Engineering, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China)

Abstract: With great and practical significance to green agricultural development and clean production, accurate evaluation of groundwater environmental quality may reduce the risk, caused by water quality uncertainty, in decisionmaking for agricultural water management. As ELM may randomly generate the connection weight and hidden layer threshold of input layer and hidden layer, resulting in decrease in network generalization ability and evaluation distortion caused by over-fitting, a comprehensive evaluation model of groundwater quality is developed based on PSO-ELM. In the case study area, Jiansanjiang in Heilongjiang Province, by field sampling of groundwater in the typical irrigation wells, the PSO-ELM model is applied for comprehensive evaluation of groundwater quality. The results show that the PSO-ELM model presents higher goodness of fit than the tradi-

收稿日期:2019-01-19 修回日期:2019-04-10 网络出版时间:2019-04-22

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1334.tv.20190419.1557.008.html>

基金项目:国家重点研发计划(2017YFC0406002);国家自然科学基金(51579044;41071053;51479032);黑龙江省自然科学基金(2017007);黑龙江省水利科技项目(201319;201501;201503)

作者简介:朱伟峰(1977—),男,黑龙江林甸人,高级工程师,博士,主要从事灌区水管理方面研究。E-mail:zhuweifeng@126.com

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

tional ELM model and RBF model, thus improving the simulation evaluation of regional groundwater quality. Covering 15 farms, Jiansanjiang area has good groundwater quality in general. The groundwater quality grades in the study area are characterized by concentrated areal distribution, as observing the farms with poorer groundwater quality located in the middle-east part and those with better groundwater quality located in the east and west parts. The pattern of regional distribution of groundwater quality in Jiansanjiang area is mainly related to fertilizer application. While ensuring food and water securities, managing fertilizer application should be considered and new measures adopted for high crop yield.

Key words: extreme learning machine; particle swarm optimization; groundwater quality; comprehensive evaluation model; Jiansanjiang area

当前水环境危机已经成为人类所面临的最严峻挑战之一,正确评价和对待水质问题,对于实现水资源的可持续利用、清洁生产以及绿色发展等均具有重大的现实意义。农业灌溉用水水质受多因素交互影响,长时间以来农业生产过程中过量施用农药、化肥,导致其在土壤水体中残留、蓄积,当入渗至地下即造成地下水污染。地下水质量综合评价可降低由水质不确定性导致的决策风险,也可为“绿色农业”与“清洁生产”提供科学指导。随着农业生产快速发展,地下水超采现象严重且地下水质量降低,因此精准的评价地下水质量显得十分重要。目前,地下水水质评价方法主要有多元统计分析^[1]、单因子评价^[2]、主成分分析法^[3]、层次分析法^[4]、模糊综合评价法^[5]、灰色系统法^[6]等。但由于这些方法本身的局限性和地下水水质评价的复杂性,使得上述方法在评价地下水水质的结果不够精确。

极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)是在 2004 年新加坡南洋理工大学 Huang^[7-9]根据 Moore-Penrose 广义矩阵提出的单隐层前馈神经网络,是一种兼具综合评价与预测的方法,具有结构简单、易实现等鲜明特点。该方法目前已在诸多领域都得到很好的应用。如李伟^[10]将正交投影径向基函数与 ELM 结合,应用到电网负荷预测当中,提高负荷预测精度;景辉鑫等^[11]利用灰色 ELM 神经网络预测短时交通流,通过结果分析显示该方法提高对交通流预测的精度,有效的避免预测失真的现象;高阳等^[12]通过建立 SSVD-ELM 模型对高压直流输电系统进行检测,最终准确识别了输电系统的故障。然而前人^[13-14]对 ELM 模型在水质综合评价方面的运用却鲜有报道,虽然 ELM 模型有诸多优势,但 ELM 输入层与隐含层的连接权值和隐含层神经元阈值是随机选取的,这在一定程度上限制了 ELM 模型评价的精准度和拟合效果,最终导致结果产生一定的误差。

粒子群优化算法(particle swarm optimization,

PSO),是由 Eberhart 和 Kennedy 于 1995 年提出^[15-17]。该算法以模拟自然界鸟类寻找食物的过程为原理,进而对目标函数进行优化。PSO 已经在众多方面得到应用,如刘蕴等^[18]利用粒子群算法优化投影寻踪模型,进而提高干气密封动态识别与评价的可靠性;李沛豪和李东^[19]利用粒子群算法对桁架结构模型进行优化,为桁架结构优化设计提供一种新思路。

本研究尝试将 ELM 模型应用于地下水水质的综合评价中,此外鉴于粒子群算法突出的优化性能,通过确立目标函数与约束条件,利用粒子群算法对极限学习机的输入层与隐含层的连接权值和隐含层的阈值进行优化,从而提高 ELM 模型对地下水质量综合评价的精准度。

1 研究区概况与资料

1.1 区域概况

中国黑龙江省农垦建三江地区位于东经 132°31′~134°32′,北纬 46°49′~48°12′,位于祖国北部边陲的三江平原腹地^[20]。全局地势西南高,东北低,大部分地区为低平原沼泽,北部和东南部有部分山地,呈现东北至西南走向。辖区内水系较发达,河网纵横交错,水资源丰富,有“三江六河九支流”的美称^[21-22]。建三江地区是我国重要的商品粮基地和粮食战略储备基地,农作物以水稻为主并誉有“中国绿色水稻之乡”之称^[23]。辖区总面积达 1.24 万 km²,共有创业、八五九、红卫、胜利、前锋、大兴等 15 个大中型农场,占整个黑龙江垦区面积的 22.16%,粮食产量约占黑龙江农垦粮食总产量的 22.21%,占全国农垦粮食总产量的 12.23%。建三江地区地下水系统具有埋藏浅、含水层厚度大等特点。含水层岩性主要是砂、砂砾石及砂卵石组成^[24],含水层主要是由第四系全新统冲积层和更新统冲击湖积、冲积-洪积层组成,并叠加构成大厚度统一含水水体^[25]。建三江地区地下水类型大多属于承压水

或微承压水^[26]。地下水径流缓慢,交替作用相对较弱^[27]。

建三江地区地下水系统的输入组成以降水入渗为主,河流入渗、灌溉水回渗、侧向地下水径流和沼泽水入渗补给为辅。地下水输出系统的组成以人工开采为主,潜水蒸发河流排泄为辅^[28]。该地区由于长期人工开采地下水满足农业灌溉需求,导致地下水位呈现显著下降趋势^[29-30],再有不合理的施用化肥农药等造成地下水体的严重污染,给当地的饮用水安全问题带来严重的影响^[31]。故而对该地区的地下水质量进行综合评价具有一定的典型性,同时具有一定的示范性。研究区地理位置及主要农场分布见图 1。



图 1 黑龙江省建三江地区地理位置与行政分区
Fig. 1 Geographical location and administrative division of Jiansanjiang area in Heilongjiang Province

1.2 数据来源

本文所用地下水水质数据来自实地取样监测。由于每年的 5 月为研究区水稻泡田期,利于地下水的提取,故在 2016 年 5 月选取建三江地区 15 个典型农业机井作为取水点,在每个取样点取 3 个水样,测定 pH、NO₃⁻-N、Cl⁻、COD_{Mn}、F⁻、NH₃-N、SO₄²⁻、Fe、Mn 等 9 个指标,每个采样点的指标质量浓度由相应采样点所有水样指标质量浓度的平均值组成。以采样点地下水水质指标浓度代表相应农场的地下水指标质量浓度,绘制各农场地下水采样点和各水质指标浓度,见图 2。

2 研究方法

2.1 ELM 基本原理

ELM 是基于 SLFN 提出的一种前馈单隐层神经网络,它是由输入层、隐含层和输出层构成^[32]。其中输入层的作用是接收外来数据,并将接收的数

据传递给隐含层。隐含层的作用是将接收的数据进行计算、整理等处理。输出层的作用是输出隐含层计算得到的数据。

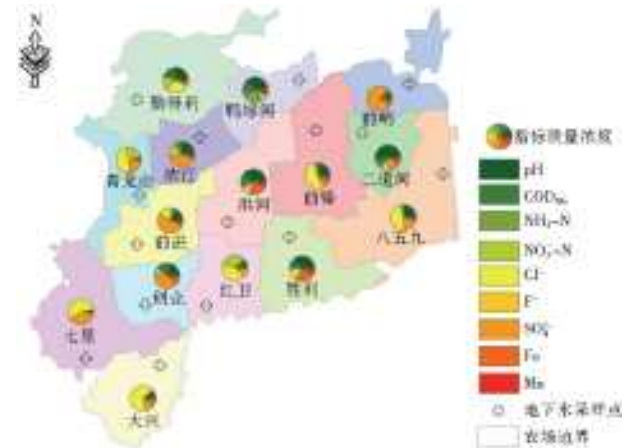


图 2 建三江地区各农场地下水采样点和水质指标质量浓度
Fig. 2 Groundwater sampling points and water quality index mass concentration of each farm in Jiansanjiang area

2.2 PSO 优化算法

粒子群算法是一种启发式优化算法^[33-34]。粒子群算法是将优化问题的解比作一个粒子,粒子具有初始速度和位置以及一个适应值。粒子的速度能够确定其移动的方向和距离,粒子的适应值是由算法的适应度函数计算得出。粒子通过比较适应值和极值来不断更新自己的速度和位置^[35-37]。即

$$v_i(t+1) = av_i(t) + c_1r_1[p_i^{best}(t) - x_i(t)] + c_2r_2[p_b^{best}(t) - x_i(t)] \quad (1)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_{t+1} \quad (2)$$

式中: a 是惯性权重; c_1 和 c_2 是学习因子; r_1 和 r_2 是在 $[0, 1]$ 之间分布的随机数; t 为当前迭代次数; $v_i(t)$ 为第 t 次迭代时粒子的速度; $x_i(t)$ 为第 t 次迭代时粒子的位置; $p_i^{best}(t)$ 为粒子群中历史最优位置; $P_i^{best}(t)$ 为迭代过程中寻找的最优位置。

2.3 PSO 算法优化 ELM

本文将极限学习机的输入层与隐含层神经元的连接权值和隐含层神经元阈值作为粒子群算法中的粒子进行优化。因均方根误差(root mean square error, RMSE)的作用是用来衡量观测值和真实值之间的偏差,因此以 RMSE 作为适应度函数。具体优化步骤如下。

(1)将训练样本作为输入样本和期望输出样本输入到模型中。

(2)设定 ELM 的初始参数,其中包括隐含层神经元个数,激活函数等参数。

(3)将权值和阈值作为粒子带入到粒子群算法中,并设置相应参数,如学习因子、迭代次数等。

(4)将均方根误差 RMSE 作为适应度函数,计算每一个粒子的适应度值。因 RMSE 为越小越优型函数,所以选取满足条件下 RMSE 最小的值作为最优粒子,并输出最优的粒子。输出的粒子对应最优的权值和阈值。

(5)将输出的权值和阈值带入 ELM 中,完成优化。

基于 PSO 算法优化 ELM 的技术流程见图 3。

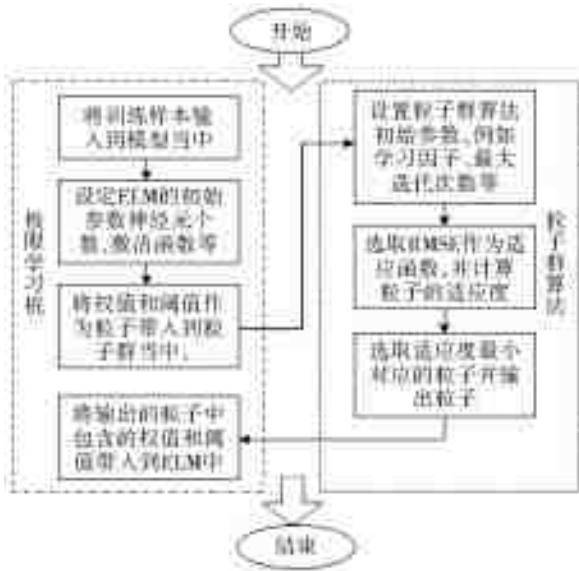


图 3 PSO-ELM 算法流程
Fig. 3 PSO-ELM algorithm flowchart

2.4 地下水水质等级确定

将中华人民共和国《地下水环境质量标准》(GB/T 14848—2017)作为地下水等级分类依据,具体见表 1 所示。根据《地下水环境质量标准》可以看出,地下水水质分为 5 个类别,以此作为本研究中地下水水质类别划分的基本依据。

2.5 构建基于 PSO-ELM 的地下水水质评价综合模型

通过 MATLAB 软件,根据每个标准等级(表 1)范围随机生成 100 个随机样本,共产生样本量为 500 的随机数。将每个等级随机数中的 80 个样本作为本研究的训练样本集,剩余 20 个样本作为测试样本集,故训练样本集为 400 个样本,测试样本为集 100 个样本。

由于本次研究选取的地下水水质指标为 9 个,因此输入层神经元个数为 9 个。模型输出的是水质等级,故输出层神经元是 1 个。在隐含层神经元的个数上,目前没有明确的方法来进行选取,一般选择试凑法。经过选取大量的神经元个数进行试凑,最终选取神经元个数为 15 个,在 PSO-ELM 模型中选取的激励函数为 Sigmoid,最终构建 9-15-1 的 PSO-ELM 模型。选取均方根误差 (root mean square error, RMSE)、平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 对 PSO-ELM 的拟合性能进行评测,具体见表 2。

表 1 地下水环境质量标准

Tab. 1 Groundwater environmental quality standards

水质类别	pH	各指标质量浓度/(mg · L ⁻¹)							
		COD _{Mn}	NH ₃ -N	NO ₃ ⁻ -N	Cl ⁻	F ⁻	SO ₄ ²⁻	Fe	Mn
I	6.5~8.5	≤1.0	≤0.02	≤2.0	≤50	≤1.0	≤50	≤0.1	≤0.05
II	6.5~8.5	≤2.0	≤0.10	≤5.0	≤150	≤1.0	≤150	≤0.2	≤0.05
III	6.5~8.5	≤3.0	≤0.50	≤20.0	≤250	≤1.0	≤250	≤0.3	≤0.10
IV	5.5~6.5, 8.5~9.0	≤10.0	≤1.50	≤30.0	≤350	≤2.0	≤350	≤2.0	≤1.50
V	<5.5, >9.0	>10.0	>1.50	>30.0	>350	>2.0	>350	>2.0	>1.50

表 2 PSO-ELM 模型拟合精度

Tab. 2 Fitting accuracy of PSO-ELM model

误差类型	PSO-ELM 模型测试误差值
RMSE	0.094 5
MAE	0.072 5

由表 2 可以看出, PSO-ELM 模型的 RMSE 和 MAE 结果都较小,因此证明 PSO-ELM 模型拟合效果较好。

3 结果与分析

将表 1 各级指标和一组 pH 为 7 其余指标均为 0 的数据作为输入向量输入到 PSO-ELM 模型中并

得到相应模拟值,但由于 V 类水质的指标均为大于 IV 类指标浓度,而且除 pH 外其余指标质量浓度均没有上限,故本文根据 I 类到 IV 类水质等级模拟值依次递减的趋势,认为小于 IV 类水质模拟结果的地下水水质均为 V 类水。具体见表 3。

将建三江地区的 15 个农场所测地下水水质指标输入到 PSO-ELM 模型,得出各农场的地下水水质综合评价结果,具体见表 4。

由表 4 可以看出,前进农场水质为 I 类,地下水水质最好;创业、红卫、八五九、前哨、浓江、青龙山、洪河、七星农场水质等级为 II 类,地下水水质也相对较好。根据水质模拟结果可以看出这 8 个农场的地下

表3 建三江地区水质类别模拟区间

Tab. 3 Water quality grade simulation interval of Jiansanjiang area

水质类别	模拟值
I	5.309 5~5.144 0
II	5.144 0~5.051 1
III	5.051 1~5.015 7
IV	5.015 7~4.900 3
V	<4.900 3

表4 建三江地区地下水水质模拟结果与类别划分

Tab. 4 Simulation results and classification of groundwater quality in Jiansanjiang area

农场	模拟结果	水质类别	农场	模拟结果	水质类别
创业农场	5.131 8	II	勤得利农场	5.027 5	III
红卫农场	5.069 2	II	浓江农场	5.059 9	II
胜利农场	4.952 6	IV	青龙山农场	5.126 6	II
八五九农场	5.125 9	II	洪河农场	5.090 5	II
前锋农场	4.949 5	IV	前进农场	5.204 5	I
二道河农场	5.011 2	IV	七星农场	5.140 5	II
前哨农场	5.115 7	II	大兴农场	4.974 1	IV
鸭绿河农场	5.008 4	IV			

了总数的60%，说明整体地下水水质较好；在建三江地区的15个农场中仅有勤得利农场地下水水质为Ⅲ类；研究区范围内地下水水质相对较差的地区主要有胜利、前锋、二道河、大兴、鸭绿河农场，其地下水水质均为Ⅳ类，其中二道河、鸭绿河农场的水质模拟结果离Ⅲ类水质下限差值很小，因此这2个农场的地下水水质可能有向Ⅲ类水转化的趋势。

为进一步探讨研究区地下水水质空间差异情况，借助ArcGIS空间分析功能将各农场地下水水质等级综合评价结果进行空间展布见图4。



图4 建三江地区地下水水质空间分布

Fig. 4 Spatial distribution of groundwater quality grades in Jiansanjiang area

由图4可以看出，建三江地区15个农场地下水水质呈现出较为集中式分布，综合水质较差的Ⅳ类地下水集中在研究区中东部，水质等级为Ⅱ类的地

水污染的程度排序为：七星农场>创业农场>青龙山农场>八五九农场>前哨农场>洪河农场>红卫农场>浓江农场，而且七星、创业、青龙山、八五九农场的水质模拟结果距离Ⅰ类水下限值很近，因此这4个农场水质可能有向Ⅰ类水转化的趋势。红卫农场和浓江农场的水质模拟结果距离Ⅲ类水上限较近，据此认为这2个农场水质可能有向Ⅲ类水转化的趋势。地下水水质等级为Ⅱ类以上的农场占到

下水集中在研究区东西两侧，北部勤得利农场地下水水质为Ⅲ类，南部的大兴农场水质较差为Ⅳ类。为探讨研究区地下水水质差异及其可能成因，将水质模拟结果、相关指标浓度与耕地面积比例及每公顷平均化肥施用总量、氮肥施用量、农药施用量，进行相关性分析，具体结果见表5。从表中可以看出，每公顷平均化肥施用总量、氮肥施用量与水质模拟结果的相关系数最大，分布通过0.01显著性水平和0.05显著性水平，而耕地面积比例以及农药施用量与水质模拟结果的相关系数不大。地下水水质中的 $\text{NH}_3\text{-N}$ 以及 $\text{NO}_3\text{-N}$ 质量浓度与化肥施用总量和氮肥施用量的相关系数也都较高。说明建三江地区地下水水质污染主要受化肥影响，其中氮肥是该地区地下水水质中 $\text{NH}_3\text{-N}$ 和 $\text{NO}_3\text{-N}$ 超标的主要影响因素。由于农药主要施用在工作表面，并且相对于化肥来讲施用量相对较低，故农药对研究区地下水污染的影响尚未体现出来。

表5 水质影响因子与水质模拟结果相关性分析

Tab. 5 Correlation of the selected influencing factors with water quality simulation results

影响因子	水质模拟结果	COD_{Mn}	$\text{NH}_3\text{-N}$	$\text{NO}_3\text{-N}$
耕地面积比例	0.112 7	0.340 0	0.213 8	-0.075 3
每公顷平均化肥施用总量	0.615 7**	0.144 5	0.532 0*	0.468 8
每公顷平均氮肥施用量	0.524 3*	0.275 0	0.544 5*	0.485 7*
每公顷平均农药施用量	0.159 4	-0.367 9	-0.428 9	-0.186 8

注：*代表通过0.05显著性检验，**代表通过0.01显著性检验。

4 讨论

4.1 模型拟合效果

为讨论本文构建的 PSO-ELM 模型的拟合效果,选取 ELM 和 RBF 模型^[38]进行对比分析,由表 6 可以看出,ELM 模型隐含层神经元个数与 PSO-ELM 模型相同为 15 个。采用试错法确定 RBF 模型的扩散因子和神经元个数分别为 18、100,误差容限为 0.001,此时 RBF 模型具有较好的拟合性。

表 6 不同方法的拟合精度

Tab. 6 Fitting accuracy for different methods

选用模型	MAE	RMSE
PSO-ELM	0.072 5	0.094 5
ELM	0.183 1	0.245 1
RBF	0.725 1	1.070 9

通过对比分析发现在同等情况下,PSO-ELM 的拟合性能均优于 ELM 和 RBF。PSO-ELM 的 MAE 和 RMSE 较 ELM 分别降低 60.4% 和 61.4%。PSO-ELM 的 MAE 和 RMSE 较 RBF 的拟合精度分别降低 90.0% 和 91.2%。这说明 PSO 对 ELM 起到了明显的优化作用,也提高模型的拟合精度。

4.2 模型评价结果的可靠性

为讨论本文构建的 PSO-ELM 地下水评价模型评价结果的可靠性,本文选取传统的 ELM 和 RBF 对研究区域的地下水进行评价,具体评价结果见表 7,并选取区分度作为评价各模型模拟结果的可靠性^[39]。

表 7 不同方法地下水水质模拟结果

Tab. 7 Simulation results of groundwater quality grade in different methods

农场	PSO-ELM	ELM	RBF
创业农场	II	I	III
红卫农场	II	II	IV
胜利农场	IV	II	IV
八五九农场	II	IV	V
前锋农场	IV	III	III
二道河农场	IV	III	III
前哨农场	II	II	I
鸭绿河农场	IV	II	III
勤得利农场	III	III	V
浓江农场	II	II	IV
青龙山农场	II	II	IV
洪河农场	II	II	III
前进农场	I	IV	V
七星农场	II	II	III
大兴农场	IV	III	IV

对于某一种评价方法的评价结果,假设有 k 个评价对象,将其按分值 A 高低进行降序排列,每个

A 值添加序号 Z ,则函数 $V=f(Z)$ 是单调递减函数,评价结果分值最高的坐标为 $(A_1, 1)$,分值最低的坐标为 (A_k, k) ,则区分度定义为

$$D = \frac{\sum_{i=1}^{k-1} \sqrt{(A_{i+1} - A_i)^2 + (Z_{i+1} - Z_i)^2}}{\sqrt{(A_1 - A_k)^2 + (Z_k - Z_1)^2}} \quad (3)$$

即评价结果相邻两点距离之和与首尾两点距离比值, $D \geq 1$,且 D 越大则相邻点越分散,评价结果区分度越好,评价方法可靠性越高。

由于各评价方法结果取值范围不一致,为使评价结果具有可比性,需要对评价结果进行标准化,使分值落于 $0 \sim k$,标准化公式为

$$A_i = k \times \left[1 - \frac{|A_i' - A_1'|}{A_1' - A_k'} \right] \quad (4)$$

式中: A_i' 为原评价分值; A 为标准化后的评价分值。标准化后区分度的计算公式简化为

$$D = \frac{\sum_{i=1}^{k-1} \sqrt{(A_{i+1} - A_i)^2 + 1^2}}{\sqrt{(k-0)^2 + (k-1)^2}} = \frac{\sum_{i=1}^{k-1} \sqrt{(A_{i+1} - A_i)^2 + 1}}{\sqrt{2k^2 - 2k + 1}} \quad (5)$$

各方法评价结果区分度值具体见 8。

表 8 各方法区分度值

Tab. 8 Differentiation values for each method

方法	PSO-ELM	ELM	RBF
区分度	1.081 6	1.062 8	1.073 5

由表 8 可见 PSO-ELM 模型的可靠性最高,ELM 的模型可靠性最低,表明所建立模型可靠,可用于地下水水质综合评价。

4.3 地下水水质的影响因素

在高强度的农业开发背景下,长期的灌溉农业使得土壤中的有机质不断受到淋洗,导致土壤肥力不断下降。然而要保障粮食安全,维持农作物的持续稳产与高产就必然过度使用化肥来提高土壤肥力进而提供作物生长所必须的有机物与化学物质。统计数据显示,2015 年建三江地区化肥施用量为 205.52 kg/hm²,远超世界平均水平的 139.4 kg/hm²^[40],其中氮肥施用量为 70.77 kg/hm²,而化肥的施用量中 55%~75% 的氮没有被作物所吸收,未被吸收的氮随灌溉水和雨水渗入地下,对地下水造成污染,使水质遭到严重破坏。为提高地下水水质,保障农业及生活用水安全应适量减少化肥施用量,同时积极探索作物高产的新举措,保证粮食安全与清洁生产。

5 结论

将 ELM 模型引入到区域地下水水质综合评价

中,利用 PSO 对 ELM 进行优化,构建了一种基于粒子群算法优化极限学习机的地下水水质综合评价模型。本模型在建三江地区地下水水质综合评价的应用实践表明,建三江地区的 15 个农场中,地下水水质等级为Ⅱ级以上的农场占到了总数的 60%,说明整体地下水水质较好。研究区范围内地下水水质等级呈现出集中式分布特点,综合水质较差的Ⅳ级水集中在研究区中东部,水质等级为Ⅱ级的集中在研究区东西两侧,北部勤得利农场地下水水质等级为Ⅲ级,南部的大兴农场水质较差为Ⅳ级。

地下水水质地域性规律主要与化肥施用量有关,因此今后应注意控制化肥的使用,积极探索作物高产新举措,在保障粮食安全的同时,实现清洁生产。此次地下水仅测定了 9 个指标,可能会对地下水水质评价的结果产生一定的影响。今后,如何结合农业大数据及水环境监测网络建设,探究多水质参数影响下区域水环境演变机理将成为重要的研究方向。

参考文献(References):

- [1] TLILI-ZRELLI B, HAMZAOU-AZAZA F, GUEDDARI M, et al. Geochemistry and quality assessment of groundwater using graphical and multivariate statistical methods. A case study: Grombalia phreatic aquifer (Northeastern Tunisia)[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2013, 6(9): 3545-3561. DOI: 10. 1007/s12517-012-0617-03.
- [2] 李兆华,莫彩芬,柯杰,等. 基于主成分分析法的水库水质评价[J]. *湖北大学学报(自然科学版)*, 2018, 40(6): 586-592. (LI Z H, MO C F, KE J, et al. Evaluation of reservoir water quality based on principal component analysis[J]. *Journal of Hubei University(Natural Science)*, 2018, 40(6): 586-592. (in Chinese)) DOI:1000-2375(2018)06-0586-07.
- [3] 顾薇娜,李琳,何琴,等. 单因子指数法在饮用水水质评价中的探索与应用[J]. *给水排水*, 2016, 52(S1): 150-154. (GU W N, LI L, HE Q, et al. Exploration and application of single factor index method in drinking water quality evaluation[J]. *Water & Wastewater*, 2016, 52(S1): 150-154. (in Chinese)) DOI: 10. 13789/j.cnki. wwe1964. 2016. 0363.
- [4] 李春平,杨益民,葛莹玉. 主成分分析法和层次分析法在对综合指标进行定量评价中的比较[J]. *南京财经大学学报*, 2005(6): 54-57. (LI C P, YANG Y M, GE Y Y. Comparison of principal component analysis and analytic hierarchy process in quantitative evaluation of comprehensive indicators[J]. *Journal of Nanjing University of Finance and Economics*, 2005(6): 54-57. (in Chinese)) DOI: 1672-6049(2005)06-0054-04.
- [5] 厉艳君,杨木壮. 地下水水质评价方法综述[J]. *地下水*, 2007(5): 19-24. (LI Y J, YANG M Z. Summary of groundwater quality evaluation methods[J]. *Groundwater*, 2007(5): 19-24. (in Chinese)) DOI: 1004-1184(2007)05-0019-06.
- [6] 尹耀锋,邹朝望,孙媛媛. 基于化学与信息的湖泊水质评价[J]. *三峡生态环境监测*, 2018, 3(4): 31-36. (YIN Y F, ZOU C W, SUN Y Y. Evaluation of lake water quality based on chemistry and information[J]. *Ecological Environment Monitoring of the Three Gorges*, 2018, 3(4): 31-36. (in Chinese)) DOI: 2096-2347(2018)04-0031-06.
- [7] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks[C]. *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, 2004. *Proceedings. IEEE*, 2005: 985-990 vol. 2.
- [8] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: Theory and applications[J]. *Neurocomputing*, 2006, 70(1-3): 489-501.
- [9] HUANG G B, DING X, ZHOU H. Optimization method based extreme learning machine for classification[J]. *Neurocomputing*, 2010, 74(1-3): 155-163.
- [10] 李伟,徐晓寅,夏坤,等. 基于径向基函数极限学习机的短期负荷预测[J]. *武汉理工大学学报(信息与管理工程版)*, 2018, 40(5): 509-513. (LI W, XU X Y, XIA K, et al. Short-term load forecasting based on radial basis function extreme learning machine[J]. *Journal of Wuhan University of Technology(Information & Management Engineering)*, 2018, 40(5): 509-513. (in Chinese)) DOI: 2095-3852(2018)05-0509-05.
- [11] 景辉鑫,钱伟,车凯. 基于灰色 ELM 神经网络的短时交通流量预测[J]. *河南理工大学学报(自然科学版)*, 2019(2): 97-102. (JING H X, QIAN W, CHE K. Short-term traffic flow prediction based on Grey ELM neural network[J]. *Journal of Henan University of Technology(Natural Science)*, 2019(2): 97-102. (in Chinese)) DOI: 10. 16186/j.cnki. 1673-9787. 2019. 2. 15.
- [12] 高阳,范玉刚. SSVD 与 ELM 故障诊断模型在换流器在线监测系统中的应用研究[J]. *陕西理工大学学报(自然科学版)*, 2018, 34(6): 18-23. (GAO Y, FAN Y G. Application of SSVD and ELM fault diagnosis model in inverter online monitoring system[J]. *Journal of Shaanxi University of Technology(Natural Science Edition)*, 2018, 34(6): 18-23. (in Chinese)) DOI: 2096-3998(2018)06-0018-06.
- [13] 陆思源,陆志海,王水花,等. 极限学习机综述[J]. *测*

- 控技术, 2018, 37(10): 3-9. (LU S Y, LU Z H, WANG S H, et al. Overview of extreme learning machine[J]. Measurement & Control Technology, 2018, 37(10): 3-9 (in Chinese)) DOI: 10. 19708/j. ckjs. 2018. 10. 001.
- [14] 陆慧娟, 安春霖, 马小平, 等. 基于输出不一致测度的极限学习机集成的基因表达数据分类[J]. 计算机学报, 2013, 36(2): 341-348. (LU H J, AN C L, MA X P, et al. Classification of gene expression data based on extreme learning machines based on output inconsistent measures[J]. Chinese Journal of Computers, 2013, 36(2): 341-348. (in Chinese)) DOI: 10. 3724/SP. J. 1016. 2013. 00341.
- [15] 王博建. 粒子群算法在复杂函数优化中的学习策略及其改进[D]. 南昌: 华东交通大学, 2018. (WANG B J. Learning Strategy and improvement of particle swarm optimization in complex function optimization [D]. Nanchang: East China Jiaotong University, 2018. (in Chinese))
- [16] HU X, SHI Y, EBERHART R. Recent advances in particle swarm[C]. Congress on Evolutionary Computation, IEEE, 2004: 90-97.
- [17] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]. IEEE International Conference on Neural Networks, 1995. Proceedings, 1995: 1942-1948.
- [18] 刘蕴, 刘全兴, 殷鸣, 等. 基于粒子群算法和投影追踪分析的干气密封动态特性优化[J]. 工程科学与技术, 2019, 51(1): 248-255. (LIU Y, LIU Q X, YIN M, et al. Dynamic performance optimization of dry gas seal based on particle swarm optimization and projection tracking analysis[J]. Engineering Science and Technology, 2019, 51(1): 248-255. (in Chinese)) DOI: 10. 15961/j. jsuese. 201700926.
- [19] 李沛豪, 李东. 基于改进粒子群算法的桁架结构优化设计[J]. 空间结构, 2018, 24(4): 16-22. (LI P H, LI D. Optimization design of truss structure based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. Space Structure, 2018, 24(4): 16-22. (in Chinese)) DOI: 10. 13849/j. issn. 1006-6578. 2018. 04. 016.
- [20] 邢贞相, 刘美鑫, 付强, 等. 三江平原建三江垦区降水时空特征分析[J]. 应用基础与工程科学学报, 2017(5): 29-41. (XING Z X, LIU M X, FU Q, et al. Temporal and spatial characteristics of precipitation in Sanjiang Plain, Sanjiang Plain[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2017(5): 29-41. (in Chinese)) DOI: 10. 16058 /j. issn. 1005-0930. 2017. 05. 003.
- [21] 吕萍, 刘东, 赵菲菲. 基于熵权的建三江分局水资源承载力模糊物元评价模型[J]. 水土保持研究, 2011, 18(2): 246-250. (LU P, LIU D, ZHAO F F. Fuzzy matter element evaluation model for water resources carrying capacity of Jiansanjiang branch based on entropy weight[J]. Soil and Water Conservation Research, 2011, 18(2): 246-250. (in Chinese)) DOI: 1005-3409(2011)02-0216-05.
- [22] 刘东, 齐晓晨, 朱伟峰. 基于 CRCI-GRA 模型的区域农业水土资源复合系统恢复力评价指标体系优选[J]. 东北农业大学学报, 2019, 50(1): 59-67. (LIU D, QI X C, ZHU W F. Optimization of resilience evaluation index system of regional agricultural soil and water resources composite system based on CRCI-GRA model[J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2019, 50(1): 59-67. (in Chinese)) DOI: 1005-9369(2019)01-0059-09.
- [23] 赵菲菲, 刘东, 刘萌. 基于信息熵和灰关联的建三江分局土地利用结构驱动力分析[J]. 水土保持研究, 2012, 19(3): 250-253, 258. (ZHAO F F, LIU D, LIU M. Driving force analysis of land use structure of Jiansanjiang branch based on information entropy and grey relation[J]. Soil and Water Conservation Research, 2012, 19(3): 250-253, 258. (in Chinese)) DOI: 1005-3409(2012)03-0250-04.
- [24] 赵伟东, 尚哲民, 崔峰. 三江平原农业开发利用地下水中存在的问题与水资源保护对策[J]. 黑龙江水利科技, 2010, 38(2): 145-146. (ZHAO W D, SHANG Z M, CUI F. Problems in agricultural development and utilization of groundwater in Sanjiang Plain and measures for water resources protection[J]. Heilongjiang Water Science and Technology, 2010, 38(2): 145-146. (in Chinese)). DOI: 10. 14122/j. cnki. hskj. 2010. 02. 001.
- [25] 杨文, 王勇, 尹喜霖, 等. 三江平原地下水流动系统的分析[J]. 东北水利水电, 2005(2): 23-25, 56. (YANG W, WANG Y, YIN X L, et al. Analysis of groundwater flow system in Sanjiang Plain[J]. Northeast Water Resources and Hydropower, 2005(2): 23-25, 56. (in Chinese)) DOI: 10. 14124/j. cnki. dbslsd22-1097. 2005. 02. 013.
- [26] 赵辉. 三江平原蛤蟆通河流域地下水补、径、排特征及水化学演化规律[D]. 长春: 吉林大学, 2017. (ZHAO H. Characteristics of groundwater recharge, drainage and hydrochemical evolution in the Tonghe River basin of Gejitong, Sanjiang Plain[D]. Changchun: Jilin University, 2017. (in Chinese))
- [27] 王贺. 弱酸性一氧化还原环境区地下水水文地球化学特征研究[D]. 三河: 防灾科技学院, 2017. (WANG H. Study on hydrogeochemical characteristics of groundwater in weak acid-redox environment area [D]. Sanhe: Institute of Disaster Prevention Science and Technology, 2017. (in Chinese))

- [28] 韩丽伟. 三江平原地下水资源可持续承载能力分析[D]. 哈尔滨:东北农业大学,2010. (HAN L W. Sustainable carrying capacity analysis of groundwater resources in Sanjiang Plain[D]. Harbin: Northeast Agricultural University,2010. (in Chinese))
- [29] 罗天琦,刘东,刘文婷. 建三江管理局人类活动对地下水位影响程度评价[J]. 中国农村水利水电,2015(10):47-50,57. (LUO T Q,LIU D,LIU W T. Evaluation of the influence of human activities on groundwater level in Jiansanjiang administration[J]. China Rural Water and Hydropower,2015(10):47-50,57. (in Chinese)) DOI:1007-2284(2015)10-0047-04.
- [30] 李鸿雁,贾丽娜,姚永亮,等. 黑龙江建三江分局地区地下水动态特征分析[J]. 节水灌溉,2013(6):14-17. (LI H Y, JIA L N, YAO Y L, et al. Analysis of groundwater dynamic characteristics in Jiansanjiang branch of Heilongjiang Province[J]. Water Saving Irrigation,2013(6):14-17. (in Chinese)) DOI:1007-4929(2013)06-0014-04.
- [31] 刘东,李帅,付强,等. 基于KHA优化BP神经网络的地下水水质综合评价方法[J]. 农业机械学报,2018,49(9):275-284. (LIU D,LI S,FU Q,et al. A comprehensive evaluation method of groundwater quality based on KHA optimized BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery,2018,49(9):275-284. (in Chinese)) DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.09.032.
- [32] LIU D,LIU C,FU Q,et al. ELM evaluation model of regional groundwater quality based on the crow search algorithm[J]. Ecological Indicators,2017,81:302-314.
- [33] 桂宇琛. 粒子群算法在车用高密度永磁电机优化设计中的应用研究[D]. 安庆:安庆师范大学,2018. (GUI Y Z. Application of particle swarm optimization in the optimization design of high-density permanent magnet motor for vehicles[D]. Anqing: Anqing Normal University,2018. (in Chinese))
- [34] 田思琪. 基于粒子群-蚁群算法的无线传感网络路由协议研究[D]. 长春:长春理工大学,2018. (TIAN S Q. Research on routing protocol of wireless sensor network based on particle swarm optimization and ant colony algorithm[D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology,2018. (in Chinese))
- [35] 赵佳鹏. 基于粒子群算法的微电网调度方法研究[D]. 北京:华北电力大学,2018. (ZHAO J P. Research on microgrid scheduling method based on particle swarm optimization[D]. Beijing: North China Electric Power University,2018. (in Chinese))
- [36] 张玉,周睿,张烈平. 基于粒子群与神经网络的光伏逆变器设计[J]. 现代电子技术,2019,42(2):85-88,93. (ZHANG Y,ZHOU R,ZHANG L P. Photovoltaic inverter design based on particle swarm optimization and neural network[J]. Modern Electronic Technology,2019,42(2):85-88,93. (in Chinese)) DOI:10.16652/j.issn.1004-373x.2019.02.020.
- [37] 张泽的,刘东,张皓然,等. 基于PSO-AHP与粗糙集理论组合赋权的灌溉用水效率评价[J]. 节水灌溉,2018(10):59-63,67. (ZHANG Z D,LIU D,ZHANG H R,et al. Evaluation of irrigation water efficiency based on combination of PSO-AHP and rough set theory[J]. Water Saving Irrigation,2018(10):59-63,67. (in Chinese)) DOI:1007-4929(2018)10-0059-05.
- [38] 陈皓. 基于RBF神经网络的副翼促动器故障检测方法[J]. 控制工程,2018,25(12):2245-2250. (CHEN H. Fault detection method of aileron actuator based on RBF neural network[J]. Control Engineering,2018,25(12):2245-2250. (in Chinese)). DOI:10.14107/j.cnki.kzgc.160310.
- [39] 刘春雷. 区域农业水土资源-环境特征及其耦合协调性分析[D]. 哈尔滨:东北农业大学,2018. (LIU C L. Analysis of the characteristics of regional agricultural water and soil resources-environment and their coupling and coordination[D]. Harbin: Northeast Agricultural University,2018. (in Chinese))
- [40] 王艳语,苗俊艳. 世界及我国化肥施用水平分析[J]. 磷肥与复肥,2016,31(4):22-23. (WANG Y Y, MIAO J Y. Analysis of the application level of chemical fertilizer in the world and China[J]. Phosphate Fertilizer & Compound Fertilizer,2016,31(4):22-23. (in Chinese)) DOI:1007-6220(2016)04-0022-02.