

基于组合权重-TOPSIS的海水水质综合评价方法

王 轶, 陈 霞, 郭梦灵, 邹黎敏*

重庆工商大学数学与统计学院, 重庆

收稿日期: 2023年11月10日; 录用日期: 2024年3月5日; 发布日期: 2024年3月13日

摘 要

针对神经网络网络结构的选择尚无统一而完整的理论指导以及训练样本多样性不足等问题, 提出了一种新的基于组合权重-TOPSIS的海水水质评价模型。该模型在权重选取时为了避免主观因素的干扰, 分别采用熵权法与CRITIC赋权法计算客观权重, 然后利用最小鉴别信息原理计算出组合权重, 最后结合TOPSIS方法对胶州湾采集的数据进行实例分析并与其它方法进行对比。实验结果表明, 该评价模型能充分利用样本信息, 评价结果与相关文献中的结果基本一致, 所提模型为海水水质评价提供了一种新的参考。

关键词

海水水质, 组合权重, 综合评价

A Comprehensive Evaluation Method of Seawater Quality Based on Combination Weight-TOPSIS

Yi Wang, Xia Chen, Mengling Guo, Limin Zou*

School of Mathematics and Statistics, Chongqing Technology and Business University, Chongqing

Received: Nov. 10th, 2023; accepted: Mar. 5th, 2024; published: Mar. 13th, 2024

Abstract

Aiming at the lack of unified and complete theoretical guidance for the selection of neural network structure and insufficient diversity of training samples, a new seawater quality evaluation model

*通讯作者。

文章引用: 王轶, 陈霞, 郭梦灵, 邹黎敏. 基于组合权重-TOPSIS 的海水水质综合评价方法[J]. 海洋科学前沿, 2024, 11(1): 10-20. DOI: 10.12677/ams.2024.111002

based on combined weight-TOPSIS is proposed. In order to avoid the interference of subjective factors in weight selection, the model uses the entropy weight method and the CRITIC empowerment method to calculate the objective weights, and then uses the principle of least identification information to calculate the combined weights, and finally combines the TOPSIS method to analyze the data collected in Jiaozhou Bay by example and compare with other methods. The experimental results show that the evaluation model can make full use of the sample information, and the evaluation results are basically consistent with the results in the relevant literature, and the proposed model provides a new reference for the evaluation of seawater quality.

Keywords

Seawater Quality, Combination Weight, Comprehensive Evaluation

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

海洋是人类开发利用的重要领域之一，随着海水水质日益下降，海水污染日益严重，海洋水质监管和评价越来越受到关注。海水水质评价主要指对海洋环境的监测与评估，可以及时发现海洋环境中的污染物，保护生态系统和人类健康。此外，海水水质评价还可以指导沿海地区的规划和管理。

在水质评价中，针对海水质量的评价方法主要包括模糊聚类法、灰色聚类法、模糊综合评价法、支持向量机、BP 神经网络和遗传算法等[1]。楼文高[2]率先使用人工神经网络模型评价海水水质，提出在各类海水等级指标上下限范围里生成随机分布的训练样本，解决了人工神经网络模型训练时样本太少以及没有检验样本等问题。李雪等[3]同样使用人工神经网络技术，通过海水水质等级这一典型样本的学习，得到连续、量化的水质评价结果，符合水质变化情况。刁美娜等[4]将模糊理论与人工神经网络相结合，利用神经网络调整 FLS 隶属函数的参数，使得神经网络过程不再是黑箱，改进神经网络模型可解释性差的缺点。徐勇等[5]认为海水水质各指标之间存在复杂的非线性关系，通过 BP 神经网络与单因子评价模型以及内梅罗指数法对比，得出 BP 神经网络能够兼顾最高值和平均值的影响，解决了单一污染物浓度过大导致的评价结果不准确问题。尽管许多海洋环境工作者证实了 BP 神经网络在水质评价中具有较高的可靠性和准确性，但其仍存在着易陷入局部极小值、算法收敛速度慢等问题。李海涛等分别使用粒子群算法[6]和头脑风暴算法[7]改进 BP 神经网络，与传统的 BP 神经网络相比，粒子群算法缩短了训练次数，从而达到了更高的精度，头脑风暴算法对神经网络的初始权值和阈值进行了优化，较好地克服了神经网络容易陷入局部极小的问题。Sun 等[8]利用主成分分析对 10 个海水质量因子进行尺寸减小，从多个特征中提取六个主要成分，用作后续预测变量的输入变量，在预测精度和效率方面优于单一的支持向量机等模型。

神经网络实质上实现了一个从输入到输出的映射功能，通用近似定理(universal approximation theorem)指出[9]，如果神经网络具有足够多的隐藏神经元，搭建一个具有任意“挤压”性质的激活函数，如双曲正切激活函数以及一个线性输出层，则该神经网络能够以任意的精度近似任何从一个有限维度的空间映射到另一个有限维度空间的 Borel 可测函数。但网络结构的选择尚无完整的理论指导，一般只能由经验选定。网络结构的不同，将直接影响网络的逼近能力和泛化能力。同时，神经网络泛化能力与样本的典

型性密切相关, 通过插值方法生成的数据多样性不足, 从而导致泛化能力不理想。

TOPSIS 方法(逼近理想解距离法)常用于多指标评价[10] [11] [12] [13]。单一权重分配方法往往存在不足之处, 熵权法通常假定各指标之间相互独立, 这意味着它不能很好地处理指标之间的相关性, 在实际问题中, 很多指标是相关的。同样, CRITIC 法在计算多指标对比强度时差异性不明显。因此为了兼顾指标之间的相关性和差异性, 使权重分配更合理, 考虑使用熵权法与 CRITIC 法相结合的组合赋权法。鉴于此, 本文提出一种新的基于组合权重-TOPSIS 的海水水质评价模型。首先分别采用熵权法、CRITIC 法计算海水各评价指标的权重, 然后根据最小鉴别信息原理对权重进行组合, 最后结合 TOPSIS 方法对胶州湾采集的数据进行实例分析并与其它方法进行对比。

2. 组合权重

2.1. 熵权法

确立各指标的权重大小一直以来是各综合评价方法的重点, 权重大小表明各指标在评价过程当中中的重要程度和影响力大小。熵权法计算客观权重的步骤如下:

1) 指标归一化

假设有 m 个待评价对象, n 个评价指标。建立决策矩阵 X , 矩阵 X 的每一行表示一个样本, 每一列表示一个指标, 共含有 m 行 n 列, 决策矩阵如下:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

为了避免不同指标之间数据值差距过大引起的误差, 首先对决策矩阵 X 进行归一化处理得到 Y :

$$Y = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \cdots & y_{1n} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & y_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{m1} & y_{m2} & \cdots & y_{mn} \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中第 i 个数据的第 j 个指标 $y_{ij} = \frac{x_{ij} - \min_i x_{ij}}{\max_i x_{ij} - \min_i x_{ij}}$ 。

2) 计算概率矩阵

对标准化后的每一个指标进行比重转换, 第 i 个数据的第 j 个指标 P_{ij} 所占比重的计算公式为:

$$P_{ij} = \frac{1 + y_{ij}}{\sum_{i=1}^m (1 + y_{ij})} \quad (3)$$

3) 计算每个指标的信息熵

通过概率矩阵计算各指标熵值:

$$H_j = -\frac{1}{\ln n} \sum_{i=1}^m P_{ij} \ln P_{ij}, i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n. \quad (4)$$

4) 计算熵权

最后第 j 个指标的最终权重为:

$$\alpha_j = \frac{1 - H_j}{n - \sum_{j=1}^n H_j} \quad (5)$$

2.2. CRITIC 赋权法

CRITIC 赋权法的主要思想是利用对比强度和冲突性来体现评价对象各指标所蕴含信息量的大小。该方法的主要步骤如下：

1) 指标归一化

CRITIC 指标归一化的方式与熵权法一致。

2) 计算指标差异性

CRITIC 赋权法各指标差异性以标准差 S_j 来体现，即：

$$S_j = \sqrt{\frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (x_{ij} - \bar{x}_j)^2} \quad (6)$$

其中 \bar{x}_j 为第 j 个指标的均值， S_j 越大，表明该指标样本之间差距越大，所具有的信息量也就越多，理应分配更多权重。

3) 计算指标冲突性

CRITIC 赋权法各指标冲突性 R_j 由相关系数得到，即：

$$R_j = \sum_{i=1}^m (1 - r_{ij}) \quad (7)$$

其中 r_{ij} 表示评价指标 i 和 j 之间的相关系数。

4) 计算信息量和权重

通过指标差异性 S_j 以及冲突性 R_j 计算第 j 个指标的信息量 G_j 如下所示：

$$G_j = S_j R_j \quad (8)$$

G_j 越大，表明第 j 个指标所蕴含的信息量越大，其权重 β_j 如下所得：

$$\beta_j = \frac{G_j}{\sum_{j=1}^n G_j} \quad (9)$$

2.3. 组合权重的确定

客观权重向量 α 和客观权重向量 β 可分别通过熵权法及 CRITIC 法获得，组合权重则由这两种权重共同构成，利用它们之间的互补性即可全面地体现评价过程中各指标的权重[14]。为了使指标的组合权重 ω_j 尽可能地接近 α_j 和 β_j ，在不偏重其中任意一项的情况下，可以使用最小鉴别信息原理[15]来获得组合权重 ω_j ，目标函数为：

$$\begin{cases} \min J(\omega) = \sum_{j=1}^m \left(\omega_j \ln \frac{\omega_j}{\alpha_j} + \omega_j \ln \frac{\omega_j}{\beta_j} \right) \\ \text{s.t. } \sum_{j=1}^m \omega_j = 1, \omega_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (10)$$

求解此优化模型，得到组合权重如下所示：

$$\omega_j = \frac{\sqrt{\alpha_j \beta_j}}{\sum_{j=1}^n \sqrt{\alpha_j \beta_j}} \quad (11)$$

组合权重向量为:

$$\omega = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n]^T \quad (12)$$

3. TOPSIS 综合评价法

本文在模型上选取了多准则决策方法——逼近理想解距离法(TOPSIS), 它的基本思想是借助于决策问题的“正理想解”和“负理想解”进行优选排序。该方法的基本步骤如下:

1) 将综合评价矩阵 X 进行正向化和标准化处理得到 Y , 对于正向指标, 处理方法为:

$$y_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \quad (13)$$

对于逆向指标, 处理方法为:

$$y_{ij} = \frac{\max_i x_{ij} - x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (\max_i x_{ij} - x_{ij})^2}} \quad (14)$$

结合各指标权重 ω_j 和 y_{ij} 求取规范加权矩阵 Z , 如下所示:

$$Z = (z_{ij}) = (w_j y_{ij})_{m \times n}, i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n. \quad (15)$$

2) 选取最优方案与最劣方案。根据各个指标的特征选取在已经规范化后的策矩阵 Z 中选取最优方案为:

$$\bar{Z} = (\bar{z}_1, \bar{z}_2, \dots, \bar{z}_n) \in R^n \quad (16)$$

选取最劣方案为:

$$\underline{Z} = (\underline{z}_1, \underline{z}_2, \dots, \underline{z}_n) \in R^n \quad (17)$$

3) 计算各个样本与最优方案与最差方案之间的接近程度:

利用欧氏距离来评估每个样本距离最优方案和最劣方案的接近程度。第 i 个样本与最优方案之间的欧氏距离表示为:

$$d^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (z_{ij} - \bar{z}_j)^2} \quad (18)$$

第 i 个样本与最劣方案之间的欧氏距离表示为:

$$d^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (z_{ij} - \underline{z}_j)^2} \quad (19)$$

4) 计算每个样本的综合评价结果。利用以下公式来计算第 i 个样本的综合评价结果:

$$c_i = \frac{d_i^-}{d_i^- + d_i^+} \quad (20)$$

4. 应用分析

和文献[7]相同, 根据胶州湾东北部海域的实际情况, 选择石油类、无机氮、活性磷酸盐以及 COD 等 4 种污染物作为海水水质评价的指标。海水水质评价等级标准依据《海水水质标准》[16], 如表 1 所示:

Table 1. Seawater quality standards

表 1. 海水水质标准

等级	无机氮	活性磷酸盐	COD	石油类
I	0.2	0.015	2	0.05
II	0.3	0.03	3	0.05
III	0.4	0.03	4	0.3
IV	0.5	0.045	5	0.5
劣 V 类	>0.5	>0.045	>5	>0.5

注: 无机氮、活性磷酸盐、COD、石油类含量单位均为 mg/L。

由于本文所选海水指标均为负向指标, 所以构造不含有任何污染物的水质样本为最优值, 即该样本各指标值全为 0。考虑到部分样本超过了最差水质等级劣 5 类的值, 因而构造劣 5 类水质样本的 2 倍值为最劣值。最优值和最劣值的固定在一定程度上会降低发生次序反转的概率。最优值与最劣值设置如表 2 所示:

Table 2. Optimal and inferior values

表 2. 最优值与最劣值

最值	无机氮	活性磷酸盐	COD	石油类
最优值	0	0	0	0
最劣值	1	0.1	10	1

选取胶州湾东北部海域的 12 个监测站的实测数据[7], 如表 3 所示:

Table 3. Measured data from 12 monitoring stations

表 3. 12 个监测站的实测数据

站位	无机氮	活性磷酸盐	COD	石油类
1	0.336	0.001	0.48	0.07
2	0.536	0.011	0.66	0.09
3	0.27	0.004	1.12	0.17
4	0.243	0.011	2.96	0.12
5	0.246	0.008	0.78	0.05
6	0.357	0.019	0.91	0.09
7	0.321	0.019	1.28	0.13
8	0.351	0.013	0.76	0.15
9	0.381	0.006	0.24	0.16
10	0.403	0.007	0.32	0.11
11	0.378	0.011	1.62	0.09
12	0.441	0.005	0.19	0.11

将海水质量等级范围、实测数据及正理想解、负理想解形成海水质量综合评价矩阵如下：

$$X = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.2 & 0.015 & 2 & 0.05 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0.378 & 0.011 & 1.62 & 0.09 \\ 0.441 & 0.005 & 0.19 & 0.11 \end{bmatrix}$$

对综合评价矩阵进行标准化处理，并采用组合权重组合赋权法求出各指标权重矩阵 $W = [0.3081 \ 0.2202 \ 0.2804 \ 0.1913]$ ，求得加权规范矩阵如下：

$$Z = \begin{bmatrix} 0.1103 & 0.0542 & 0.0789 & 0.0507 \\ 0.0882 & 0.0533 & 0.0631 & 0.0490 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0.0686 & 0.0536 & 0.0661 & 0.0477 \\ 0.0616 & 0.0539 & 0.0774 & 0.0470 \end{bmatrix}$$

根据加权规范矩阵，得到各指标与正负理想的距离 d^+ 、 d^- 以及最终相对距离的 c 如表 4 所示：

Table 4. Calculation results
表 4. 计算结果

评价等级以及站位	d^+	d^-	c
正理想解	0.0000	0.1546	1.0000
等级 I 界限值	0.0272	0.1304	0.8275
等级 II 界限值	0.0407	0.1190	0.7449
等级 III 界限值	0.0552	0.1049	0.6553
等级 IV 界限值	0.0699	0.0916	0.5672
负理想解	0.1546	0.0000	0.0000
站位 1	0.0373	0.1275	0.7736
站位 2	0.0594	0.1148	0.6590
站位 3	0.0316	0.1277	0.8018
站位 4	0.0358	0.1229	0.7745
站位 5	0.0279	0.1322	0.8259
站位 6	0.0401	0.1235	0.7547
站位 7	0.0371	0.1237	0.7693
站位 8	0.0395	0.1240	0.7584
站位 9	0.0424	0.1246	0.7462
站位 10	0.0447	0.1235	0.7345
站位 11	0.0437	0.1192	0.7317
站位 12	0.0488	0.1221	0.7144

利用表的量化结果，就能得出各站位对应的水质评价等级。将本文评价结果与模糊综合评价、BP 神经网络评价以及文献[7]进行对比，具体评价结果如表 5 所示。

Table 5. Comparison of evaluation results

表 5. 评价结果对比

	模糊综合评价	BP 神经网络	文献[7]	本文结果
站位 1	I	III	II	II
站位 2	IV	III	III	III
站位 3	I	II	II	II
站位 4	II	II	II	II
站位 5	I	II	II	II
站位 6	II	II	II	II
站位 7	II	II	II	II
站位 8	II	II	II	II
站位 9	II	II	II	II
站位 10	III	III	III	III
站位 11	III	III	II	III
站位 12	III	III	III	III

分析比较实验结果，模糊综合评价法在站位 1、站位 2、站位 3、站位 5 的评价结果不够客观准确，导致其结果的主要原因为权重的计算方式不当，其客观权重的计算没有考虑数据量纲的影响，即认为数据越大的指标信息量越大，当某种指标非常小甚至为 0 时，其权重就变得非常小，即认为对评价结果几乎没有影响。BP 神经网络相较于其他文献，在站位 1 处的评价结果较差，其原因极有可能是陷入局部极小。而文献[7]在站位 11 的评价结果普遍比其他文献较差，其得分甚至高于站位 5~8，与其他文献的结果相悖。从评价结果的数据来看，可能是 BSO 算法迭代达到了终止条件，或是通过插值生成的训练样本多样性不足所导致。反观组合权重-TOPSIS 法，能够解决模糊综合评价权重选取不合理，模型简单等问题，同时避免了 BP 神经网络容易陷入局部极小、模型过于复杂和模型可解释性弱等问题。

为了进一步说明结果的可信度和模型的实际应用价值，接下来对模型的敏感性进行分析，模型的敏感性分析采用增加和减少样本的个数，观察原有样本的水质评价等级是否具有较为明显的变动来体现。具体实施方法为，在本文所选 12 个站位的样本基础上，依次逐个减少站位 1、站位 2、站位 3 的样本，记录每次减少样本后剩余样本的水质等级是否发生较大改变。减少样本的对应分析结果如表 6 所示：

Table 6. Analysis of results for reduced samples

表 6. 减少样本的结果分析

评价等级以及站位	减少站位 1 的分数	减少站位 1、2 的分数	减少站位 1、2、3 的分数	对应等级
正理想解	1.0000	1.0000	1.0000	
等级 I 界限值	0.8276	0.8302	0.8298	
等级 II 界限值	0.7450	0.7491	0.7484	
等级 III 界限值	0.6554	0.6608	0.6601	

续表

等级 IV 界限值	0.5673	0.5740	0.5734	
负理想解	0.0000	0.0000	0.0000	
站位 1				II
站位 2	0.6599			III
站位 3	0.8022	0.8104		II
站位 4	0.7745	0.7758	0.7753	II
站位 5	0.8263	0.8346	0.8342	II
站位 6	0.7553	0.7675	0.7669	II
站位 7	0.7698	0.7798	0.7794	II
站位 8	0.7590	0.7710	0.7706	II
站位 9	0.7468	0.7605	0.7600	II
站位 10	0.7352	0.7476	0.7460	III
站位 11	0.7323	0.7439	0.7433	III
站位 12	0.7152	0.7309	0.7304	III

同理, 逐步在正负理想解范围内随机生成 3 个样本, 记录每次增加样本对原有样本的水质等级造成的影响。增加随机样本的分析结果如表 7 所示:

Table 7. Analysis of results for added random samples

表 7. 增加随机样本的结果分析

评价等级以及站位	增加随机站位 1 的分数	增加随机站位 1、2 的分数	增加随机站位 1、2、3 的分数	对应等级
正理想解	1.0000	1.0000	1.0000	
等级 I 界限值	0.8273	0.8273	0.8273	
等级 II 界限值	0.7445	0.7446	0.7446	
等级 III 界限值	0.6548	0.6546	0.6546	
等级 IV 界限值	0.5665	0.5659	0.5660	
负理想解	0.0000	0.0000	0.0000	
增加随机站位 1	0.7849	0.7849	0.7850	II
增加随机站位 2		0.7039	0.7039	III
增加随机站位 3			0.8688	I
站位 1	0.7756	0.7799	0.7790	II
站位 2	0.6620	0.6687	0.6673	III
站位 3	0.8030	0.8056	0.8051	II
站位 4	0.7736	0.7725	0.7728	II
站位 5	0.8272	0.8300	0.8294	II
站位 6	0.7566	0.7609	0.7600	II
站位 7	0.7708	0.7741	0.7734	II

续表

站位 8	0.7603	0.7646	0.7637	II
站位 9	0.7485	0.7535	0.7524	II
站位 10	0.7369	0.7421	0.7410	III
站位 11	0.7333	0.7370	0.7363	III
站位 12	0.7171	0.7229	0.7217	III

根据以上实验结果显示,原样本水质等级结果均未发生改变,说明该模型在样本发生改变时预测结果依然可靠,具有较好的稳定性。

5. 结论

1) 本文将熵权和 CRITIC 赋权法相结合,得到一种客观组合权重计算方法。组合权重法同时兼顾海水指标的差异性和关联性,得到的权重更加准确、客观。再将组合权重与 TOPSIS 评价法结合起来,得到一种新的海水水质评价模型。

2) 以胶州湾 12 个监测站的监测数据作为评价对象,通过与文献[7]等文章的对比分析,结果表明组合权重-TOPSIS 海水水质评价模型能够准确地评价海水水质等级。

3) 本文提出的模型充分利用原始数据的信息,具有模型简单、不要求样本容量多少的优点,从而提高了海水水质评价结果的准确性,为海水水质评价提供了一种新的参考。

参考文献

- [1] Zhu, M., Wang, J., Yang, X., Zhang, Y., *et al.* (2022) A Review of the Application of Machine Learning in Water Quality Evaluation. *Eco-Environment & Health*, **1**, 107-116. <https://doi.org/10.1016/j.eehl.2022.06.001>
- [2] 楼文高. 海水水质评价的人工神经网络模型研究[J]. 海洋环境科学, 2001(4): 49-53.
- [3] 李雪, 刘长发, 朱学慧. 基于 BP 人工神经网络的海水水质综合评价[J]. 海洋通报, 2010, 29(2): 225-230.
- [4] 刁美娜, 温小虎, 刘有刚, 王德, 等. 基于模糊神经网络的海水水质综合评价[J]. 海洋通报, 2012, 31(2): 228-232.
- [5] 徐勇, 赵俊, 过锋, 乔向英, 等. 基于 BP 人工神经网络的大沽河湿地海水水质综合评价[J]. 渔业科学进展, 2015, 36(5): 31-37.
- [6] 李海涛, 王博睿. 基于粒子群算法优化的 BP 神经网络在海水水质评价中的应用[J]. 海洋科学, 2020, 44(6): 31-36.
- [7] 李海涛, 邵泽东. 基于头脑风暴优化算法与 BP 神经网络的海水水质评价模型研究[J]. 应用海洋学学报, 2020, 39(1): 57-62.
- [8] Sun, X., Wang, X., Cai, D., Li, Z., *et al.* (2020) Multivariate Seawater Quality Prediction Based on PCA-RVM Supported by Edge Computing towards Smart Ocean. *IEEE Access*, **8**, 54506-54513. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2981528>
- [9] 李航. 机器学习方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2022.
- [10] 吕志鹏, 吴鸣, 宋振浩, 赵婷, 等. 电能质量 CRITIC-TOPSIS 综合评价方法[J]. 电机与控制学报, 2020, 24(1): 137-144.
- [11] 张小允, 鲍洁, 许世卫. 基于熵权 TOPSIS 模型的中国粮食安全评价研究[J]. 中国农业资源与区划, 2023, 44(4): 35-44.
- [12] 安洪庆, 李伟, 蔡伟芹. 基于 TOPSIS 法联合 RSR 法的预防医学生对岗位胜任力要素认同的综合评价[J]. 现代预防医学, 2022, 49(4): 764-768.
- [13] Airesa, R.F.F. and Ferreirab, L. (2019) A New Approach to Avoid Rank Reversal Cases in the TOPSIS Method. *Computers & Industrial Engineering*, **132**, 84-97. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.04.023>
- [14] Xiao, L., Li, F., Niu, C., Dai, G., *et al.* (2022) Evaluation of Water Inrush Hazard in Coal Seam Roof Cased on the

AHP-CRITIC Composite Weighted Method. *Energies*, **16**, 114. <https://doi.org/10.3390/en16010114>

[15] 孙即祥. 现代模式识别[M]. 第2版. 北京: 高等教育出版社, 2012.

[16] 国家环境保护局, 国家海洋局. 海水水质标准: GB 3097-1997 [S]. 北京: 中国标准出版社, 1998.