

文章编号: 1674-5566(2019)01-0125-09

DOI:10.12024/jsou.20170802116

BP 神经网络模型在象山港水环境承载力研究中的应用

李娜¹, 范海梅², 许鹏², 叶属峰²

(1. 上海海洋大学 海洋生态与环境学院, 上海 201306; 2. 国家海洋局东海环境监测中心, 上海 201206)

摘要: 为研究近年象山港水环境承载力状况, 根据 2010—2013 年象山港水质指标 DO、COD、DIN 和 DIP 的统计数据获取指标阈值, 应用 BP 神经网络技术建立象山港水环境承载力研究模型。模型输入指标为 DO、COD、DIN 和 DIP 的监测值, 输出为水环境承载力指数。应用构建的模型对 2014 年春、夏、秋、冬象山港水环境承载力进行研究, 结果表明: 2014 年象山港水环境承载力指数季节平均值都小于 0.4, 水环境承载力总体不理想。象山港湾内的水环境承载力整体高于外海。湾口受外海影响, 水环境承载力常年偏低; 内湾水环境承载力季节变化复杂, 主要为局部影响; 湾中部水环境承载力春季偏高, 夏季偏低, 这与生物活动有关。BP 神经网络模型结构简单、数据结果直观可靠, 可应用于象山港水环境承载力问题的研究。

关键词: BP 神经网络; 水环境承载力; 象山港; 指标阈值

中图分类号: X 52 **文献标志码:** A

象山港位于浙江省中部沿海六横岛西侧, 是一个东北-西南走向的狭长的半封闭海湾, 范围为 120°03'E ~ 121°25'E、29°24'N ~ 29°48'N, 汇水区的面积为 1 445 km², 港内平均水深约 20 m, 最深处为 55 m^[1] (图 1)。象山港水产养殖条件良好, 是浙江省最大的水产养殖基地, 2000 年养殖网箱达 4 万余只。然而近年来, 随着沿海区经济的飞速发展, 富含氮、磷等的污染物不断地排放到象山港内, 使得局部海区的富营养化日趋严重, 赤潮频发^[2]。结合《海水水质标准》(GB 3097—1997), 近期象山港的溶解态无机氮 (dissolved inorganic nitrogen, DIN) 和溶解态无机磷 (dissolved inorganic phosphorus, DIP) 一直处于劣三类甚至劣四类状态, 水质发生改变, 影响了当地的养殖业。这就需要根据象山港当前的水质状况建立象山港水环境承载力模型, 做到实时和连续监测, 为管理者提供科学而有效的指导。本文应用 BP 神经网络技术建立象山港水环境承载力模型, 并在象山港水环境研究中加以应用。

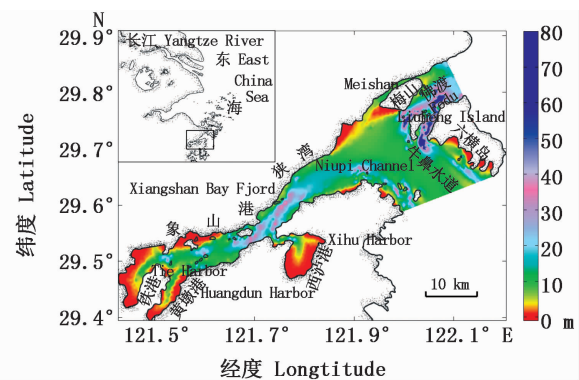


图 1 宁波市象山港位置和地形 (彩色表示当地水深)
Fig.1 Location and topography of Xiangshan Bay in Ningbo (Color indicates local depth)

1 水环境承载力

水环境承载力是承载力概念与水环境领域的自然结合, 是将水作为一种资源进行承载力的研究^[3]。1968 年, 日本学者最先提出水环境承载力的概念, 其理论雏形为水环境容量^[4]。欧美学者则较少使用环境容量这一概念, 而采用同化容量、最大容许纳污量以及水体容许排污水平等。水环境承载力决定了人类社会的发展速度和规

收稿日期: 2017-08-12 修回日期: 2018-09-12

基金项目: 国家海洋局海洋公益性行业科研专项(201505008)

作者简介: 李娜(1983—), 女, 博士, 讲师, 研究方向为海洋生态动力学及海洋环境承载力。E-mail: n-li@shou.edu.cn

模,因此受到学术研究的普遍关注^[5-6]。综合前人研究,发现水环境承载力包含 4 种类型定义^[7]:第一种是从“容纳能力”角度,认为水环境承载力为仍保持良好状态所能容纳污染物的最大能力^[8-9];第二种是从“阈值”角度,认为水环境承载力为某一区域水体在某一时期或某一环境状态对人类活动支持能力的阈值^[10];第三种是从“支撑能力”角度,认为水环境承载力为某区域水环境在某一时期、一定环境质量要求和某种状态或条件下,在自我维持和自我调节能力以及水环境功能正常发挥的前提条件下,所能支撑人口、经济、社会可持续发展的最大规模^[11];第四种即通常所说的环境容量^[12]。可见,水环境承载力的 4 种类型定义都体现了最大容纳量的概念,对于水环境管理具有重要意义^[13-14]。这就需要管理者对水环境承载力进行实时连续监控,以确定水环境状况并作出决策。模型作为一种实时连续监测水环境承载力的手段,得到了广泛应用。其中,BP(back propagation,反向传播)神经网络模型在水环境承载力问题的研究^[15-17]中被广泛应用。本文即采用 BP 神经网络模型建立象山港的水环境承载力模型。

2 BP 神经网络模型概述

BP 神经网络是人工神经网络的一种,人工神经网络是人为构建的实现某种功能的神经网络,是理论化的人脑神经网络的数学模型,是基于模仿大脑神经网络结构和功能构建的一种信息处理系统^[18]。人工神经网络模型有很多种,其中 BP 神经网络模型发展较为成熟,工作状态稳定,适于模式识别和数据分类^[19]。近年来,BP 神经网络模型在海洋岸线形态判别^[20]、营养盐浓度预测^[21]、赤潮及水华预报^[22-23]、鱼群资源丰度预测^[24]和渔场预报^[25]等方面已有一定应用。

BP 神经网络模型包含输入层、隐含层和输出层,各层之间全连接,前层单元的输出不能反馈到更前层,同层单位之间没有连接(图 2)^[26]。当给网络一个输出模式,它由输入层单元传到隐含层单元,经隐含层单元处理再传送到输出层单元,由输出层单元处理后产生一个输出模式,这称为前向传播。若输出响应与期望输出模式存在误差,则转入误差反向传播,即将误差值沿连接通路反向传送,在此过程中修正各层连接权

值,当各训练模式满足要求时,学习结束。隐含层和输出层的激活函数取双曲正切 Sigmoid 函数为

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (1)$$

训练时,先给出一组训练样本,由输入样本和理想输出样本成对组成。若网络的所有实际输出与理想输出一致,则训练结束。否则,网络进入误差反向传播阶段,即通过误差的逆向传播不断修正权值使得网络的实际输入与理想输出一致。网络通过反复学习,使得样本集的总误差 E 达到某个精度为止($E < \varepsilon$)。参照王俭等^[7]的 BP 神经网络模型设置,进一步缩小误差,网络中取 ε 为 0.000 029。同时,设置网络学习的最大次数为 100 000 次。即网络通过反复学习,若总误差 E 始终未达到 ε ,则经过 100 000 次后,训练终止。网络中样本集总误差 E 计算公式^[27]为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (y^k - c^k)^2 \quad (2)$$

式中: $(y^k - c^k)$ 为网络实际输出与理想输出的绝对误差, m 为学习样本的个数。

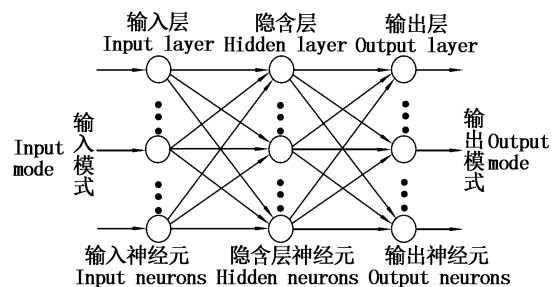


图 2 BP 神经网络模型拓扑结构^[7]

Fig. 2 Topology of BP neural network model

3 BP 神经网络模型指标阈值

研究象山港水环境状况,选取象山港普遍关注的 4 个水质指标溶解氧(dissolved oxygen, DO)、化学需氧量(chemical oxygen demand, COD)、DIN 和 DIP 建立预警模型^[2]。模型建立的第一任务是确定 4 个指标的阈值。图 3 为象山港近年水质常规监测站位分布。选取其中 1、3、4、7、9 这 5 个站位,并统计这 5 个站位自 2010 年 8 月至 2014 年 12 月水体表层 DO、COD、DIN 和 DIP 等 4 个指标的时间变化序列,与《海水水质标准》(GB 3097—1997)中一类、二类、三类、四类水

质标准相比较。

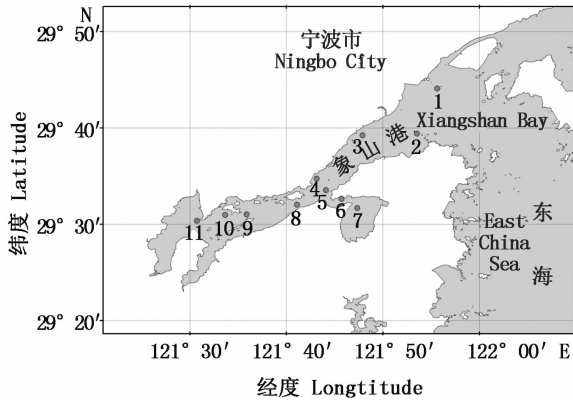


图 3 近年象山港水质常规监测站位分布

Fig.3 Distribution of water quality routine monitoring stations in Xiangshan Bay in recent years

由于象山港为浙江省重要的水产养殖基地,按照要求,综合评价标准执行 GB 3097—1997 中一类海水水质标准,即 DO 为 6 mg/L, COD 为 2 mg/L, DIN 为 0.2 mg/L, DIP 为 0.015 mg/L^[2]。分析 2010 年 8 月至 2014 年 12 月 1、3、4、7、9 几个站位的 DO、COD、DIN 和 DIP 连续监测数据发现,DO 和 COD 除几个月份外,大部分时间符合一类海水水质标准,而 DIN 则大部分时间劣于四类海水水质标准,DIP 大部分时间劣于三类海水水质标准。所以,以现有海水水质标准看,DIN 和 DIP 是长期不达标的,海水一直处于严重富营养状态。若以现有海水水质标准作为模型指标阈值,则水环境承载力将一直处于不达标的预警状态。显然,现有海水水质标准并不能作为确定指标阈值的依据。

由于 DO 的溶解度受温度影响明显,因此采用的 DO 指标一律换算为 DO 的饱和浓度百分比。鉴于有 DO、COD、DIN 和 DIP 4 个指标 2010 年 8 月至 2014 年 12 月的数据序列,以 2010 年 8 月至 2013 年 12 月的数据序列作为基础数据用于确定指标阈值来构建模型,而以 2014 年 1 月至 2014 年 12 月的数据序列用于模型分析。

首先,对 2010 年 8 月至 2013 年 12 月 1、3、4、7、9 这 5 个站位的 DO、COD、DIN 和 DIP 所有数据进行统计分析和正态分布拟合(图 4),可见 4 个指标都近似符合正态分布。正态分布的概率密度函数计算式为:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (3)$$

式中: μ 为 DO、COD、DIN 和 DIP 正态拟合的均值, σ 为 DO、COD、DIN 和 DIP 正态拟合的方差,拟合值反映在表 1 中。

表 1 象山港 2010 年 8 月至 2013 年 12 月 DO、COD、DIN、DIP 数据正态分布拟合均值 μ 和方差 σ

Tab.1 Mean and variance of normal fitting of DO, COD, DIN and DIP in Xiangshan Bay from August 2010 to December 2013

数据 Data	DO/%	COD/(mg/L)	DIN/(mg/L)	DIP/(mg/L)
均值 μ Mean	102.148	0.828	0.667	0.047 5
方差 σ Variance	12.569	0.314	0.132	0.015 8

根据正态分布规律,近似 95.45% 的数据落在 ($\mu - 2\sigma, \mu + 2\sigma$) 区间内,近似 68.27% 的数据落在 ($\mu - \sigma, \mu + \sigma$) 的区间内。以 ($\mu - 2\sigma, \mu + 2\sigma$) 和 ($\mu - \sigma, \mu + \sigma$) 的区间分界点确定预警模型中 4 个指标的阈值。由于一般来讲水体中 DO 越大越好,所以 DO 最优值取 $\mu + 2\sigma$,较优值取 $\mu + \sigma$,中间值取 μ ,较差值取 $\mu - \sigma$,最差值取 $\mu - 2\sigma$ 。而水体中 COD、DIN 和 DIP 则越小越好,所以 COD、DIN 和 DIP 最优值取 $\mu - 2\sigma$,较优值取 $\mu - \sigma$,中间值取 μ ,较差值取 $\mu + \sigma$,最差值取 $\mu + 2\sigma$ 。为了保持 COD、DIN、DIP 与 DO 数据的统一,在实际模型中,采用 COD、DIN、DIP 的倒数作为模型参数,即模型参数为 DO、1/COD、1/DIN 和 1/DIP。

4 BP 神经网络模型建立

确定了指标阈值,然后设置 BP 神经网络模型中的相关参数。选择输入层神经元个数为 4,即模型输入 4 个指标 DO、COD、DIN 和 DIP。输出层神经元个数为 1,即模型输出单指标,水环境承载力指数 WECCI (water environmental carrying capacity index)。其中,WECCI 介于 0 至 1 之间。WECCI 等于 0 时,表明水环境完全没有承载力;WECCI 等于 1,表明水环境承载力最强;模型框图如图 5。模型隐含层神经元个数采用试错法确定,试错法公式^[7]为

$$t = \sqrt{m+n} + a \quad (4)$$

式中: t 为隐含层神经元个数, m 为输入层神经元个数, n 为输出层神经元个数, a 为 1 至 10 之间的常数。通过试错法确定 a 的数值,即当 a 取某一数值时模型误差最小,然后根据 a 的数值计算出

隐含层神经元的个数。通过试错法,得到隐含层 神经元个数为 5。

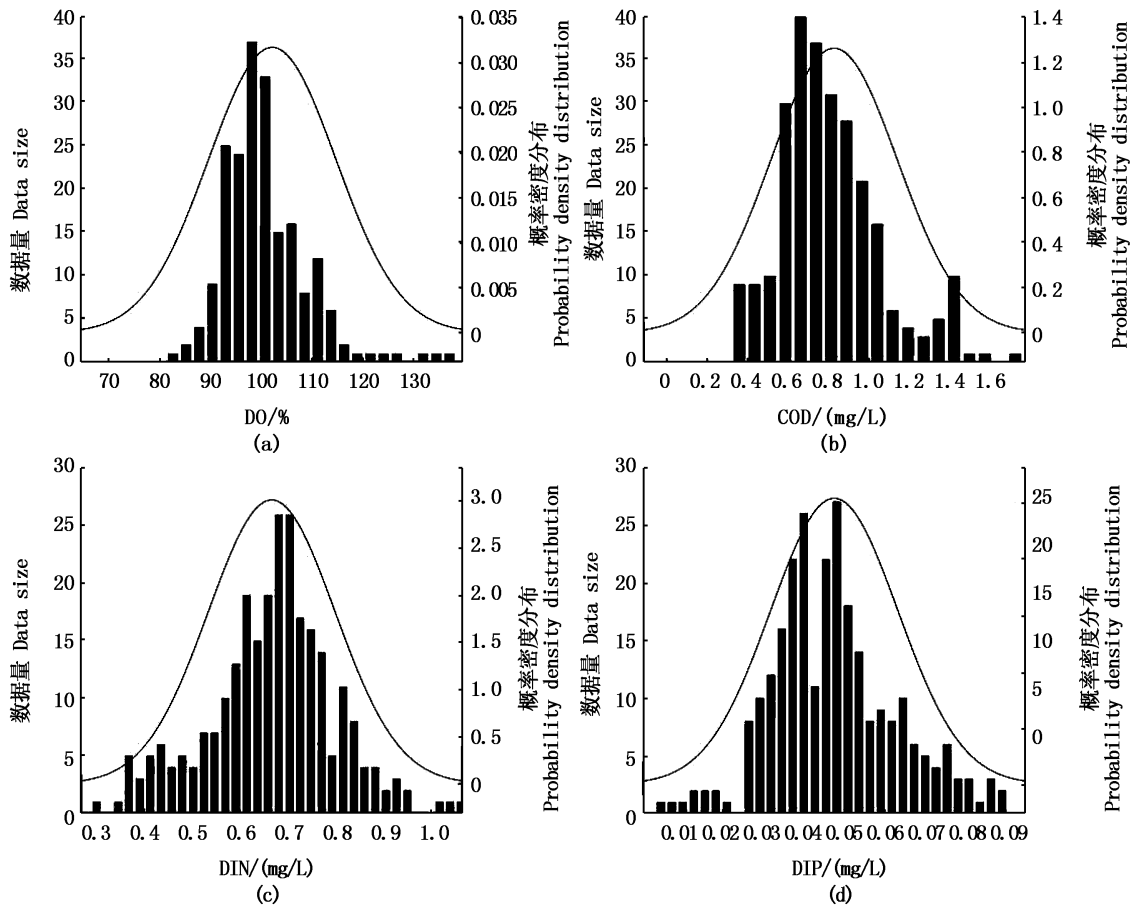


图 4 象山港 2010 年 8 月至 2013 年 12 月 DO (a)、COD (b)、DIN (c)、DIP (d) 数据正态拟合

Fig. 4 Normal Fitting of DO (a), COD (b), DIN (c), DIP (d) in Xiangshan Bay from August 2010 to December 2013

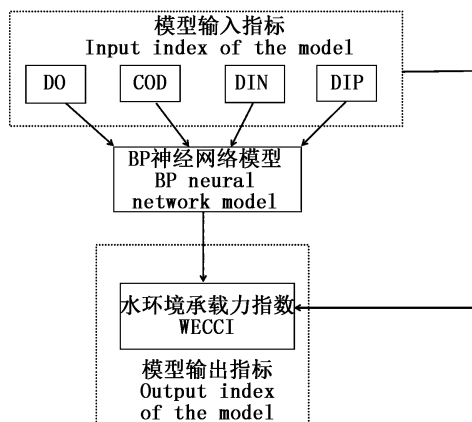


图 5 水环境承载力 BP 神经网络模型框图
Fig. 5 Diagram of BP neural network model of water environmental carrying capacity

由于在 BP 神经网络模型建立中,需要给出

几组样本数据的输入值和输出值来完成模型的训练,所以样本数据的选取成为 BP 神经网络模型建立的关键。选取之前确定的 DO、COD、DIN、DIP 指标阈值作为样本数据的输入值,由于样本数据服从正态分布规律(图 4),所以样本数据的输出值通过正态分布规律计算得到,计算过程如下:

当 DO、COD、DIN、DIP 这 4 组指标同时取最优值 $\mu + 2\sigma$ (DO) 或 $\mu - 2\sigma$ (COD、DIN、DIP) 时,正态分布区间中央部分概率为 0.954 5,根据正态分布概率计算输出的 WECCI,即以小于最优值 $\mu + 2\sigma$ (DO) 或大于最优值 $\mu - 2\sigma$ (COD、DIN、DIP) 的概率作为此时的 WECCI_{最优}。所以,当几组指标取最优值 $\mu + 2\sigma$ (DO) 或 $\mu - 2\sigma$ (COD、DIN、DIP) 时,

$$WECCI_{\text{最优}} = 1 - \frac{1 - 0.9545}{2} = 0.977 \quad (5)$$

同理,得到 $WECCI_{\text{较优}}$ 为 0.841, $WECCI_{\text{中间}}$ 为 0.500, $WECCI_{\text{较差}}$ 为 0.159, $WECCI_{\text{最差}}$ 为 0.023。这样,就建立了样本数据的输入和输出对,对应样本数据输入和输出取值如表 2 所示。

通过几组输入输出的样本数据我们就可以建立象山港水环境承载力研究的 BP 神经网络预警模型。模型建立过程中,网络学习 16 次,误差开始小于规定最小误差 $\varepsilon(0.000029)$,此时训练终止,模型完全建立。模型网络结构及网络训练回归如图 6。可见,BP 神经网络拟合效果较好。模型得到的输入层到中间层的连接权值 V 为

$$V = \begin{pmatrix} 0.1321 & -0.8800 & -1.5735 & -0.3293 \\ 0.0509 & -0.3237 & 2.1081 & -0.0098 \\ 1.0144 & -0.5033 & 1.0467 & -0.7215 \\ 0.0504 & 0.6508 & -0.0638 & 0.0357 \\ 0.0140 & 0.6159 & 1.2206 & 0.0512 \end{pmatrix} \quad (6)$$

中间层阈值 θ_1 为

$$\theta_1 = \begin{pmatrix} 0.3026 \\ -8.6992 \\ 0.8830 \\ -7.1902 \\ -5.3502 \end{pmatrix} \quad (7)$$

中间层到输出层的连接权值 W 为

$$W = \begin{pmatrix} -1.5590 & -0.6268 & 3.0482 \\ 1.0217 & 0.5517 & 1 \end{pmatrix} \quad (8)$$

输出层阈值 θ_2 为

$$\theta_2 = -0.2253 \quad (9)$$

5 BP 神经网络模型应用

应用已构建的象山港水环境承载力 BP 神经网络模型,利用象山港 2014 年 1 月至 2014 年 12 月的 DO、COD、DIN、DIP 数据资料,选取象山港 2014 年春、夏、秋、冬这 4 个典型月份(2 月、5 月、8 月、11 月)站点 1、3、4、7、9(图 3)的表层 DO、COD、DIN、DIP 数据,放入模型中运行,得到象山港 2014 年 2 月、5 月、8 月、11 月站点 1、3、4、7、9 的水环境承载力指数 WECCI,如表 3 所示。

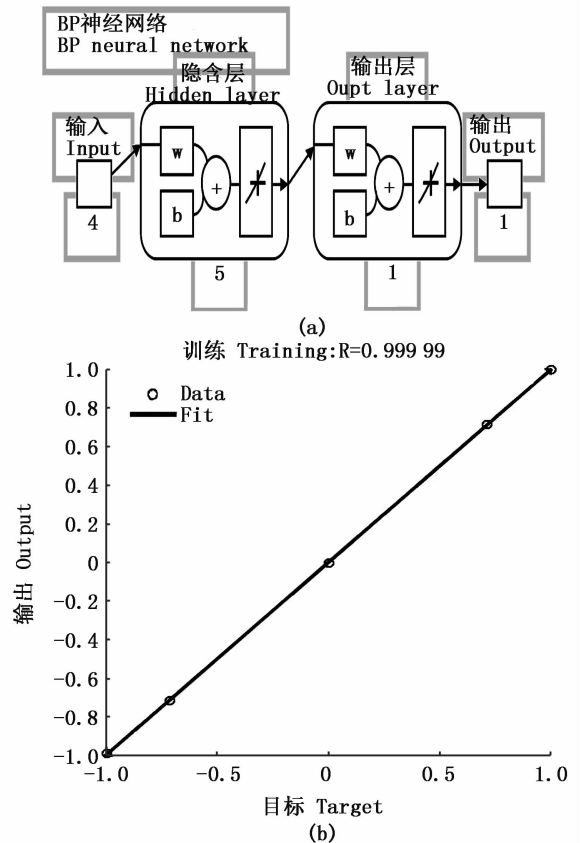


图 6 BP 神经网络结构 (a) 及网络训练回归 (b)
Fig. 6 BP neural network structure (a) and network training regression (b)

象山港水环境承载力 BP 神经网络模型运行结果表明,2014 年象山港水环境承载力不理想,5 个站点季节平均的水环境承载力指数都在 0.4 以下(表 3)。其中:站点 1 水环境承载力最差,在 0.3 以下;站点 7 相比其他站点相对较高,为 0.3794。几个站点的水环境承载力排序为:站点 7 > 站点 4 > 站点 9 > 站点 3 > 站点 1。从位置上讲,站点 1 和站点 3 靠近外海口,而站点 7、站点 4 和站点 9 位于湾内(图 3)。所以,湾内的水环境承载力整体上高于外海。分析 DO、COD、DIN 和 DIP 等单项指标,站点 1 的低水环境承载力是由于当地较高的 COD 和 DIN,而站点 7 水环境承载力高是由于该站位的 DIN 较低。可见,营养盐是决定水环境承载力高低的关键。鉴于靠近外海的站点 1 和站点 3 的水环境承载力普遍低于湾内的站点 7、站点 4 和站点 9,所以分析可得象山港的营养盐污染主要是由外海带入的,而非本地的工业、农业和养殖等活动产生的。站点 1 位于象

山港湾口与外海交界处,直接受外海富含营养盐的水体影响,水环境承载力最低。站位 7 位于最内湾,与外界水体交换较少,受外海富营养水体的影响最小,所以水环境承载力最高。象山港的水动力及环境容量数值模拟^[28]也表明,调整象山

港氮、磷的排放源强度后,对整个海域的氮、磷浓度水平影响不大,仅对港中氮、磷的削峰有一定作用,使高值区氮、磷水平降低约 10%,这与我们的结论是一致的。

表 2 BP 神经网络模型样本数据输入输出取值

Tab. 2 Input and output of sample data in BP neural network model

数据 Data	样本数据输入 Input data							样本数据输出 Output data WECCI
	DO/%	COD/ (mg/L)	1/COD/ (L/mg)	DIN/ (mg/L)	1/DIN/ (L/mg)	DIP/ (mg/L)	1/DIP/ (L/mg)	
最优值 Best value	127.286	0.200	5.000	0.403	2.481	0.015 9	62.893	0.977
较优值 Better value	114.717	0.514	1.946	0.535	1.869	0.031 7	31.546	0.841
中间值 Intermediate value	102.148	0.828	1.208	0.667	1.499	0.047 5	21.053	0.500
较差值 Worse value	89.579	1.142	0.876	0.799	1.252	0.063 3	15.798	0.159
最差值 Worst value	77.010	1.456	0.687	0.931	1.074	0.079 1	12.646	0.023

表 3 象山港 2014 年 2 月、5 月、8 月、11 月站位 1、站位 3、站位 4、站位 7、站位 9 表层 DO、COD、DIN、DIP 数据及 BP 神经网络模型运行结果

Tab. 3 DO, COD, DIN and DIP in surface layer of Station 1, Station 3, Station 4, Station 7, Station 9 at Xiangshan Bay in February, May, August, November 2014, and output of the BP neural network model

数据 Data	输入数据 Input data				输出数据 Output data WECCI
	DO/%	COD/ (mg/L)	DIN/ (mg/L)	DIP/ (mg/L)	
站位 1 Station1					
2 月 February	103	0.69	0.837	0.037 2	0.162 7
5 月 May	99	0.78	0.659	0.033 4	0.341 4
8 月 August	96	0.71	0.780	0.038 8	0.118 0
11 月 November	97	1.43	0.706	0.045 9	0.381 1
均值 Average	98.75	0.903	0.746	0.038 8	0.250 8
站位 3 Station3					
2 月 February	102	0.60	0.753	0.038 0	0.235 7
5 月 May	101	0.67	0.605	0.035 6	0.540 5
8 月 August	95	0.77	0.738	0.045 3	0.212 9
11 月 November	97	0.81	0.709	0.046 1	0.320 8
均值 Average	98.75	0.71	0.701	0.041 3	0.327 5
站位 4 Station4					
2 月 February	100	0.58	0.648	0.038 8	0.417 2
5 月 May	100	0.86	0.610	0.037 0	0.527 6
8 月 August	92	0.69	0.726	0.049 2	0.178 2
11 月 November	100	0.75	0.780	0.054 1	0.309 8
均值 Average	98	0.72	0.691	0.044 8	0.358 2
站位 7 Station7					
2 月 February	108	0.75	0.598	0.033 3	0.625 1
5 月 May	97	0.83	0.590	0.036 2	0.531 2
8 月 August	87	1.00	0.740	0.056 5	0.144 1
11 月 November	98	0.69	0.829	0.060 4	0.217 0
均值 Average	97.5	0.82	0.689	0.046 6	0.379 4
站位 9 Station9					
2 月 February	107	0.88	0.667	0.040 7	0.535 2
5 月 May	102	0.95	0.684	0.042 9	0.457 7
8 月 August	97	0.85	0.794	0.066 6	0.296 1
11 月 November	96	0.42	0.958	0.072 0	0.052 7
均值 Average	100.5	0.78	0.776	0.055 6	0.335 4

从水环境承载力的季节变化(表3)来看,除站位9外,其他几个站位水环境承载力的最低值都出现在夏季8月。分析DO、COD、DIN和DIP等单项指标,发现这是由于夏季饱和溶解氧浓度达到最低。夏季生物活动较强,生物的呼吸作用对水体中溶解氧的消耗过大,而植物光合作用又不能及时补充,使得夏季饱和溶解氧浓度较低。站位9水环境承载力的最低值出现在秋季11月份,这是由于站位9当地的DIN和DIP出现异常高值。该区域的加工企业较多^[28],DIN和DIP的异常高值可能与局地工业废水的排放有关。站位3和站位4的水环境承载力的最高值都出现在春季5月;站位7和站位9的水环境承载力最高值出现在冬季2月;站位1的水环境承载力相对其他站位全年均偏低,而秋季11月和春季5月相对其他月份稍高。分析DO、COD、DIN和DIP等单项指标,站位3和站位4春季饱和溶解氧含量高,无机氮和活性磷酸盐含量低,所以水环境承载力最高。站位7和站位9冬季饱和溶解氧含量高,无机氮和活性磷酸盐含量较低。站位1靠近外海口,受外海富营养水体的影响较大,所以水环境承载力全年偏低,不存在明显的季节变化。站位3和站位4位于海湾中部,春季浮游植物开始增殖,消耗掉水体中的氮和磷等营养盐,同时,光合作用产生大量溶解氧,使得水体中饱和溶解氧浓度较高。站位7和站位9位于内湾,与外海水体的交换相对较少,其水环境承载力的大小与该区域内企业的废水排放有关^[28]。

6 结论

BP神经网络模型可用于象山港水环境承载力问题的研究,建模只需要根据实际问题确定网络结构,而不需要了解所有变量之间的相互关系。通过样本数据的学习,得到网络权值,从而确定了研究象山港水环境承载力问题的BP神经网络模型。该模型建模方便、结构简单,且数据结果直观可靠。

应用构建的象山港BP神经网络水环境承载力模型,对象山港2014年春、夏、秋、冬的水环境承载力进行分析。结果表明,2014年象山港水环境承载力总体不理想,季节平均的水环境承载力指数在0.4以下。从位置上讲,象山港湾内的水环境承载力整体上高于外海。从季节变化上讲,

水环境承载力的最低值多出现在夏季8月。水环境承载力的最高值出现季节随位置的不同而不同:湾中部出现在春季5月,而内湾出现在冬季2月。水环境承载力的夏季低值和湾中部的春季高值跟生物活动有关:内湾由于与外海水体的交换相对较少,其水环境承载力的季节变化与该区域内企业的废水排放有关;湾口受外海富营养水体的影响较大,水环境承载力全年偏低,不存在明显的季节变化。

感谢国家海洋局东海监测中心提供的象山港常规水质监测数据资料,以及在数据处理过程中给予的指导!

参考文献:

- [1] 黄秀清,叶属峰.象山港电厂温排水温升的监测及影响评估[M].北京:海洋出版社,2014.
HUANG X Q, YE S F. Monitoring and influence assessment of the temperature rise caused by the thermal discharge of the power plants in Xiangshan Bay [M]. Beijing: China Ocean Press, 2014.
- [2] 张丽旭,蒋晓山,蔡燕红,等.近4年来象山港赤潮监控区水质状况综合评价[J].海洋湖沼通报,2007(4):98-103.
ZHANG L X, JIANG X S, CAI Y H, et al. Comprehensive assessment on the situation of water quality at the red tide-monitoring area of Xiangshan Harbor in recent four years[J]. Transactions of Oceanology and Limnology, 2007(4): 98-103.
- [3] 朱银银.榆林市水环境承载力研究[D].西安:西安理工大学,2008.
ZHU Y Y. Study on water environmental carrying capacity of Yulin city[D]. Xi'an: University of Technology, 2008.
- [4] 赵炎红.河北省水环境现状及水环境承载力研究[D].石家庄:河北师范大学,2005.
ZHAO Y H. Study on present situation of water environment and water environmental carrying capacity in Hebei [D]. Shijiazhuang: Hebei Normal University, 2005.
- [5] ARRO K, BOLIN B, COSTANZA R, et al. Economic growth, carrying capacity, and the environment [J]. Science, 1995, 268: 520-521.
- [6] 王俭,孙铁珩,李培军,等.环境承载力研究进展[J].应用生态学报,2005,16(4):768-772.
WANG J, SUN T H, LI P J, et al. Research progress on environmental carrying capacity [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2005, 16(4): 768-772.
- [7] 王俭,孙铁珩,李培军,等.基于人工神经网络的区域水环境承载能力评价模型及其应用[J].生态系杂志,2007,26(1):139-144.
WANG J, SUN T H, LI P J, et al. Evaluation model of

- regional water environment carrying capacity based on artificial neural network and its application in Liaoning Province[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2007, 26(1): 139-144.
- [8] 汪恕诚. 水环境承载能力分析与调控[J]. 中国水利, 2001, (11): 9-12.
WANG S C. Analysis and regulation of water environmental carrying capacity[J]. China Water Resources, 2001(11): 9-12.
- [9] 廖文根, 彭静, 何少苓. 水环境承载力及其评价体系探讨[J]. 中国水利水电科学研究院学报, 2002, 6(1): 1-8.
LIAO W G, PENG J, HE S L. Discussion on water environmental carrying capacity and its rating system[J]. Journal of China Institute of Water Resources and Hydropower Research, 2002, 6(1): 1-8.
- [10] 马文敏, 李淑霞, 康金虎. 西北干旱区域城市水环境承载力分析方法研究进展[J]. 宁夏农学院学报, 2002, 23(4): 68-70.
MA W M, LI S X, KANG J H. Research advance of analysis method on city water environment carrying capacity in arid region of northwest in China [J]. Journal of Ningxia Agricultural College, 2002, 23(4): 68-70.
- [11] 李清龙, 王路光, 张焕帧, 等. 水环境承载力理论与展望[J]. 地理与地理信息科学, 2004, 20(1): 87-89.
LI Q G, WANG L G, ZHANG H Z, et al. Research and prospect on theoretical framework of water environmental bearing capacity [J]. Geography and Geo-Information Science, 2004, 20(1): 87-89.
- [12] 崔树彬. 河流水环境承载力及其定量化研究[J]. 水问题论坛, 2003, 38(1): 32-39.
CUI S B. Study on river water environment carrying capacity and its quantification[J]. Water Problem Forum. 2003, 38(1): 32-39.
- [13] 候丽敏, 岳强, 王彤. 我国水环境承载力研究进展与展望[J]. 环境保护科学, 2015, 41(4): 104-108.
HOU L M, YUE Q, WANG T. Research and Prospect of the theoretical framework of water environmental carrying capacity in China[J]. Environmental Protection Science, 2015, 41(4): 104-108.
- [14] 曾维华, 薛英岚, 贾紫牧. 水环境承载力评价技术方法体系建设与实证研究[J]. 环境保护, 2017(24): 17-24.
ZENG W H, XUE Y L, JIA Z M. Technical method system of water environment carrying capacity evaluation and empirical research [J]. Environmental Protection, 2017(24): 17-24.
- [15] 纪桂霞, 李培红. 水环境质量评价的人工神经网络模型及应用[J]. 华北水利水电学院学报, 1999, 20(1): 60-62.
JI G X, LI P H. Artificial neural model for environmental quality assessment and its application[J]. Journal of North China Institute of Water Conservancy and Hydroelectric Power. 1999, 20(1): 60-62.
- [16] 杨红, 李曰嵩. 长江口水质人工神经网络模型的建立及现状评价[J]. 上海水产大学学报, 2002, 11(1): 31-36.
YANG H, LI Y S. Comprehensive assessment of water quality of Changjiang Estuary based on artificial neural networks[J]. Journal of Shanghai Fisheries University, 2002, 11(1): 31-36.
- [17] 余金龙, 尹亮, 鲍广强, 等. 基于 BP 神经网络的腾格里湖水环境承载力研究[J]. 中国农村水利水电, 2017, (11): 83-93.
YU J L, YIN Q, BAO G Q, et al. Research on water environmental carrying capacity of Tenggeli Lake based on BP neural network [J]. China Rural Water and Hydropower, 2017, (11): 83-93.
- [18] 丛爽. 面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用[M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 1998.
CONG S. Neural network theory and application for MATLAB toolbox[M]. Hefei: University of Science and Technology of China Press, 1998.
- [19] 楼文高. BP 神经网络模型在水环境质量综合评价应用中的一些问题[J]. 水产学报, 2002, 26(1): 90-96.
LOU W G. Some aspects on application of BP neural network to comprehensive assessment of water environmental quality [J]. Journal of Fisheries of China, 2002, 26(1): 90-96.
- [20] 孙家文, 黄杰, 于永海, 等. BP 神经网络平衡岬湾岸线形态模型及其应用研究[J]. 海洋环境科学, 2018, 37(1): 143-150.
SUN J W, HUANG J, YU Y H, et al. Exploration and application of the static equilibrium headland-bay plane curve shape rules based on BP neural network [J]. Marine Environmental Science, 2018, 37(1): 143-150.
- [21] 陈鹏飞, 王丽学, 李爱迪, 等. 基于灰色关联度与 BP 神经网络的清河水库总氮浓度预测模型[J]. 水电能源科学, 2018, 36(7): 40-43.
CHEN P F, WANG L X, LI A D, et al. Prediction model of total nitrogen concentration in Qinghe Reservoir based on grey relational grade and BP neural network[J]. Water Resources and Power, 2018, 36(7): 40-43.
- [22] 苏新红, 金丰军, 杨奇志, 等. 基于 BP 神经网络模型的福建海域赤潮预报方法研究[J]. 水产学报, 2017, 41(11): 1744-1755.
SU X H, JIN F J, YANG Z Q, et al. Red tide forecasting model based on BP neural network in Fujian sea area [J]. Journal of Fisheries of China, 2017, 41(11): 1744-1755.
- [23] 王坤, 万哲慧, 冯孙林, 等. 基于 BP 神经网络模型在珊溪水库水华预测中的应用[J]. 四川环境, 2018, 37(1): 39-43.
WANG K, WAN Z H, FENG S L, et al. The application of BP neural network in forecasting algal blooms of Shanxi Reservoir[J]. Sichuan Environment, 2017, 37(1): 39-41.
- [24] 张硕, 李莉, 陈新军. 基于海表温因子的太平洋褶柔鱼冬生群资源丰度预测模型比较[J]. 水产学报, 2018, 42

- (5): 704-710.
- ZHANG S, LI L, CHEN X J. A comparative study on forecasting model of the stock abundance index for the winter-spawning cohort of *Todarodes pacificus* in the Pacific Ocean based on the factor of SST[J]. *Journal of Fisheries of China*, 2018, 42(5): 704-710.
- [25] 魏联, 陈新军, 雷林, 等. 西北太平洋柔鱼 BP 神经网络渔场预报模型比较研究[J]. *上海海洋大学学报*, 2017, 26(3): 450-457.
- WEI L, CHEN X J, LEI L, et al. Comparative study on the forecasting models of squid fishing ground in the northwest Pacific Ocean based on BP artificial neural network [J]. *Journal of Shanghai Ocean University*, 2017, 26(3): 450-457.
- [26] 刘增良, 刘有才. 模糊逻辑与神经网络—理论研究与应用[M]. 北京航空航天大学出版社, 北京, 1996.
- LIU Z L, LIU Y C. Fuzzy logic and neural networks-theoretical research and exploration [M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 1996.
- [27] 胡守仁, 余少波, 戴葵. 神经网络理论[M]. 北京: 国防科技大学出版社, 1993.
- HU S R, YU S B, DAI K. Neural network theory [M]. Beijing: National University of Defense Technology Press, 1993.
- [28] 黄秀清, 王金辉, 蒋晓山. 象山港海洋环境容量及污染物总量控制研究[M]. 北京: 海洋出版社, 2008.
- HUANG X Q, WANG J H, JIANG X S. Study on marine environmental capacity and total amount control of pollutants in Xiangshan Bay [M]. Beijing: China Ocean Press, 2008.

Application of BP neural network model in water environmental carrying capacity research of Xiangshan Bay

LI Na¹, FAN Haimei², XU Peng², YE Shufeng²

(1. College of Marine Ecology and Environment, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China; 2. East China Sea Environmental Monitoring Center, State Oceanic Administration, Shanghai 201206, China)

Abstract: In order to study the water environmental carrying capacity (WECC) of Xiangshan Bay in recent years, the thresholds of the water quality parameters DO, COD, DIN and DIP were obtained according to the statistics of Xiangshan Bay from 2010 to 2013. Then BP neural network technology was applied to establish a WECC model of Xiangshan Bay. The input of the model are the monitoring data of DO, COD, DIN and DIP. The output of the model was the Water Environmental Carrying Capacity Index (WECCI). The model was applied in the study of the WECC of Xiangshan Bay in the four seasons of 2014. The results show that: the seasonal-averaged WECCI of Xiangshan Bay in 2014 is always bellow 0.4, so the WECC of Xiangshan Bay is not ideal; The WECC of Xiangshan Bay is higher in the inshore than offshore area; The WECC is low all through the year in the bay mouth, influenced by the offshore water; The seasonal variation of WECC is complicated in the inner bay, and it is mainly locally influenced; The WECC in the central bay is high in spring, and low in summer, which is influenced by biological activity; The structure of BP neural network is simple, and the results are intuitive and reliable. Therefore, BP neural network could be used in the study of the WECC of Xiangshan Bay.

Key words: BP neural network; water environmental carrying capacity; Xiangshan Bay; index threshold