

# 基于BP神经网络平潭海域赤潮叶绿素 *a* 浓度模型演算研究

许阳春<sup>1,2</sup>, 张明峰<sup>3</sup>, 苏玉萍<sup>1,2</sup>, 洪 颀<sup>4</sup>, 苏金洙<sup>1,2</sup>, 陈晶晶<sup>1</sup>

(1. 福建师范大学 环境科学与工程学院, 福建 福州 350007; 2. 福建省污染控制与资源循环重点实验室, 福建 福州 350007; 3. 福建师范大学 地理科学学院, 福建 福州 350117; 4. 法国巴黎高科路桥学院, 法国 巴黎 77455)

**摘要:** 以福建平潭海域为研究对象、以叶绿素 *a* 浓度为输出指标, 根据 2009-2018 年赤潮期数据规律及 2013-2017 年海洋监测数据主成分分析结果, 对拟构建的 BP 模型进行输入指标筛选, 选定结果包括 4 个气象因子和 4 个水质因子。基于此结果, 对 2013-2017 年的 698 组海洋监测数据中叶绿素 *a* 浓度进行归一化处理并进行模型演算, 随机选取 80% 数据作为演算模型的训练样本, 其余进行模型验证。通过交叉变换输入指标, 寻求最优的输入节点组合, 以气温、溶解氧浓度、日照时长指标为输入参数时, BP 模型误差较小(均方根误差为 0.05  $\mu\text{g/L}$ , 平均绝对误差为 0.03  $\mu\text{g/L}$ ), 演算结果精度较高(可决系数  $R^2=0.81$ )。以上结果表明, 气温、溶解氧浓度和日照时长对叶绿素 *a* 浓度表征效果较好, 可为平潭海域以叶绿素 *a* 浓度作为判定指标的赤潮预警研究提供参考。

**关键词:** BP 神经网络; 赤潮; 叶绿素 *a* 浓度; 平潭海域

中图分类号: X55 文献标识码: A 文章编号: 1000-3096(2020)03-0034-08

DOI: 10.11759/hyxx20190704004

我国海域辽阔、海洋资源丰富, 合理开发海洋资源是发展我国海洋经济、大力推进生态文明建设的重要内容。然而, 海洋经济的快速发展也给海洋环境造成了巨大压力, 海洋环境的持续恶化使赤潮等海洋灾害问题日益凸显<sup>[1]</sup>。1995-2014 年, 我国近海海域发生赤潮 1 160 余起, 累计影响面积约 214 700  $\text{km}^2$ , 其中近 70 起典型赤潮事件造成的经济损失高达 36 亿元<sup>[2]</sup>。例如, 2012 年 5 月, 福建近海海域发生以米氏凯伦藻为优势种、面积达 323  $\text{km}^2$  的赤潮灾害, 造成直接经济损失 20.11 亿元<sup>[3]</sup>。更为严重的是有害藻毒素会对水生生物造成严重危害, 威胁人类健康<sup>[4]</sup>。因其产生的种种危害, 赤潮引起了世界各沿海国家、地区的高度重视<sup>[5-7]</sup>。

为有效跟踪赤潮发展、减弱其环境危害, 国内外学者利用数学技术综合分析赤潮历史数据、影响因子及其发生机理, 建立应用型的赤潮预警模型, 但赤潮的发生受多种因素综合影响, 预测难度较大, 相关研究仍处于探索阶段<sup>[8]</sup>。目前, 叶绿素 *a* 浓度和藻密度是国际上较为认可的赤潮预警表征因子。例如, Noh 等<sup>[9]</sup>研究开发了一种新型的地球静止海洋彩色成像仪(GOCI)赤潮量化算法, 结果显示东海叶绿素 *a* 浓度与赤潮呈现较高相关性, 在一定程度上可用于赤潮灾害的及时量化; Sun 等<sup>[5]</sup>基于模糊推理和

集合法原理, 提出了一种可获得赤潮类型和藻密度的预报方法, 实验结果表明, 该方法的赤潮预测性能明显优于其他单一分类器。随着营养盐在线连续监测的实现, 以营养盐作为判定指标的赤潮预警模型得到了广泛的验证, 研究表明, 根据现有海水氮浓度数据建立的灰色 Verhulst 模型检验结果较理想, 其最优预测值与实测氮浓度吻合度较高, 这说明基于背景值和时间响应公式的模型优化方法在模型构建及赤潮预报中是可靠的<sup>[10]</sup>。尽管如此, 上述模型的不足之处也很突出, 例如, 以影响赤潮发生的某一特定因素为因子构建的预警模型容错性较差, 且野外监测数据的误差会进一步降低预测模型的精度。因

收稿日期: 2019-07-04; 修回日期: 2020-01-02

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFE0202100); 国家自然科学基金(41573075); 福建省科技厅高校产学研合作项目(2017Y4003); 福州市科技局项目(2016-G-68)

[Foundation: National Key R&D Program of China, No. 2016YFE0202100; National Natural Science Foundation of China, No. 41573075; University-Industry Cooperation Program of Fujian Science and Technology Department, No. 2017Y4003; Fuzhou Science and Technology Bureau Program, No. 2016-G-68]

作者简介: 许阳春(1995-), 女, 山东菏泽人, 硕士研究生, 主要从事赤潮早期预警模型的研究, 电话: 13959186287, E-mail: 1392078785@qq.com; 苏玉萍(1972-), 通信作者, 教授, 研究方向: 陆海水体富营养化防控与生态修复, 电话: 0591-83426504, E-mail: ypsu@fjnu.edu.cn

此,开发一种具有自适应及数据容差性的预测模型尤为重要。神经网络具有信息分布式存储与并行计算、存储与处理一体化,以及较强的容错性和适应性等特征,目前已被广泛应用于解决复杂背景下的赤潮预警问题<sup>[11]</sup>。常见的人工神经网络包括 BP 神经网络、径向基函数神经网络、广义回归神经网络等。近年来, BP 神经网络算法在赤潮预警中的应用备受关注。例如, 马玉梅等<sup>[12]</sup>利用 BP 神经网络算法,建立了理化因子与夜光藻密度的非线性预报模型,并证实该模型对赤潮预报是行之有效的。不同的是, 苏新红等<sup>[13]</sup>将气象因子和赤潮面积等级分别作为 BP 神经网络的输入和输出因子,建立了福建近海海域赤潮预警模型并实现了初步应用。但赤潮面积估算方法尚未成熟统一,可能存在较大误差;而赤潮藻种类繁多且形态大小不一,以藻密度作为判定指标也未实现分类预警,故以此作为表征指标的预警模型存在误差的可能性更高。因此建立一个可实现短期预报、判定指标相对精确并能稳定表征赤潮发生的预警模型具有重要的理论意义与现实价值。

本文以平潭海域为立足点,综合赤潮机理和数理统计分析结果筛选出对赤潮发生影响较大的环境因子,在此基础上,构建了平潭海域赤潮叶绿素 *a* 浓度 BP 神经网络演算模型,为实现平潭海域的赤潮预警提供参考。

## 1 研究区及数据来源

### 1.1 研究区概况

平潭综合实验区为福建省福州市辖县,位于福建省东部沿海,介于 119°32'E~120°10'E, 25°15'N~25°45'N 之间,东临台湾海峡,是中国大陆与台湾岛距离最近的地方。全县由大小 126 个岛屿,167 个岩礁组成,总面积 370.90 km<sup>2</sup>,海域面积 6 064 km<sup>2</sup>。其中海坛岛为主岛,地势南北高,且多为起伏的丘陵与低山,中部较低为海积平原,面积 251.40 km<sup>2</sup>,海岸线长 408.73 km,是全国的第五大岛,福建省第一大岛<sup>[14]</sup>。作为海岛县,平潭具有丰富的海洋资源和较大的发展潜力,是著名的渔业基地。但近年来,平潭赤潮频发给其海洋经济带带来了严重损失<sup>[15]</sup>,因此,本研究选择平潭岛所辖近海海域(距岸 10 km 左右)作为研究对象,探索赤潮叶绿素 *a* 浓度 BP 神经网络演算模型的构建。

### 1.2 数据来源

本研究中,利用 2009-2018 年平潭赤潮灾害信息,

对其赤潮规律进行了探索,初步掌握平潭海域赤潮基本情况,以便对拟构建的演算模型输入指标从机理层面进行把控。模型构建数据来源于福建省海洋与渔业厅提供的 2013—2017 年的 698 组海洋监测有效样本数据,经归一化处理,建立各环境因子与叶绿素 *a* 浓度的 BP 神经网络赤潮演算模型,为初步建立平潭海域赤潮预警系统提供依据。其中,海洋监测数据中的气象资料来源于中国气象网,包括平潭海域 2013—2017 年的风速、降水量、日照时数、气温 4 个指标。

## 2 BP 神经网络模型构建

### 2.1 BP 神经网络概念及其训练过程

BP 神经网络是基于误差反向传播算法的多层前馈型人工神经网络。利用 BP 神经网络可以对组成前向多层网络的各人工神经元之间的连接权值进行不断地修改,从而使该前向多层网络能够将输入信息接近所期望的输出信息。BP 神经网络结构一般包括输入层、隐含层和输出层,同一层的各个神经元之间互不连接,相邻层的各个神经元之间全部互连<sup>[16]</sup>。BP 神经网络的训练过程如图 1 所示。

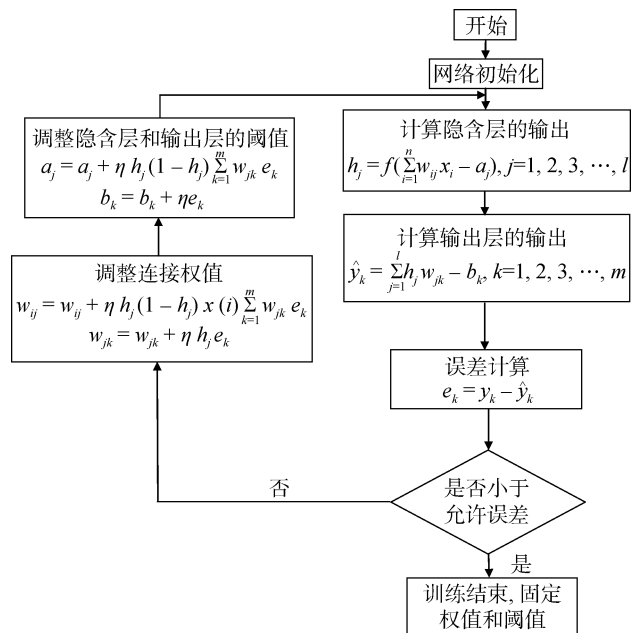


图 1 BP 神经网络的训练过程

Fig. 1 Training process of BP neural network

### 2.2 BP 神经网络模型样本选择和数据处理

本研究采用 698 组样本,包括风速(m/s)、降水量(mm)、日照时数(h)、气温(°C)、水温(°C)、盐度、

pH、溶解氧(mg/L)、叶绿素 *a* 浓度值(μg/L)。

为减少离散样本数据对演算精度的影响,在进行 BP 神经网络模型构建、训练和演算前,对样本原始数据进行归一化处理,本研究采用的归一化公式如下:

$$x'_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

式中,  $x_i$  为第  $i$  个样本值;  $x'_i$  是为第  $i$  个数据  $x_i$  的归一化值;  $x_{\min}$  为样本数据中的最小值;  $x_{\max}$  为样本数据中的最大值。

### 2.3 BP 神经网络模型构建

模型输入层、输出层和隐含层节点个数输入层神经元的个数由研究人员确定,包括气象因子:风速(m/s)、降水量(mm)、日照时数(h)、气温(°C);水质因子:水温(°C)、盐度、pH、溶解氧(mg/L)。叶绿素 *a* 浓度值作为输出层的一个节点。参考下面的经验公式<sup>[16]</sup>确定隐含层节点的个数:

$$l = \sqrt{n+m+a} \quad (2)$$

$$l = \log_2 n \quad (3)$$

式中,  $l$  为隐含层神经元个数,  $m$  为输出层神经元个数,  $n$  为输入层神经元个数,  $a$  为 0~10 的常数。本研究结合经验公式,利用 MATLAB 语言的程序在隐含层节点数的大致范围内不断试运行最终确定最佳的隐含层节点数。

输入层至隐含层的传递函数<sup>[16]</sup>双曲正切 S 型(Sigmoid)传递函数

$$\tan \operatorname{sig}(n) = \frac{2}{1 + \exp(-2n)} - 1 \quad (4)$$

隐含层至输出层的传递函数<sup>[16]</sup>对数 S 型(Sigmoid)传递函数

$$\log \operatorname{sig}(n) = \frac{1}{1 + \exp(-n)} \quad (5)$$

最大迭代次数本研究取 50 000 次,保证模型的计算能够收敛。

允许误差本研究取 0.000 001,即当计算误差结果小于该值时,训练停止,输出结果。

### 2.4 BP 人工神经网络模型演算

本研究采用的取样方法:对 698 组数据进行随机排序,从数据集序列中随机选取 80%作为模型的训练数据,其余 20%的样本数据作为测试数据。为综合分析和深入挖掘数据,本研究以不同的环境因子指标组合作为模型输入参数,进行 BP 神经网络模型的训练和演算。

模型输入层、输出层和隐含层节点个数:设置 1~8 个输入层神经元节点,1 个输出层节点,分别进行模型的训练。通过不断变化输入节点的组合,以寻求精度最高的输入节点组合,达到预期的演算精度。将对赤潮发生具有较大影响的环境因子:水温(°C)、气温(°C)、日照时数(h)、降水量(mm)、风速(m/s)、盐度、溶解氧(mg/L)作为输入因子。模型最佳的隐含层节点个数为 12。这是结合经验公式得其大致范围,再通过大量的训练和演算实验确定下来的。模型的最大迭代次数为 50 000 次,参数设置训练目标为每次训练之间数据误差容限为  $10^{-6}$ ,当模型达到误差容限时,模型停止运行,给出叶绿素 *a* 模拟图。利用模拟图导出归一化实测值和模型演算值,计算模型的误差和精度。

### 2.5 模型精度评价标准

模型评价标准参考 Qin<sup>[8]</sup>等的 ARIMA-DBN 模型的标准均方误差(RMSE(μg/L))、平均绝对误差(MAE(μg/L))及可决系数( $R^2$ ),公式如下:

$$\operatorname{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_{\text{obs},i} - x_{\text{pre},i})^2}{n}} \quad (6)$$

$$\operatorname{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_{\text{obs},i} - x_{\text{pre},i}| \quad (7)$$

$$R^2 = \left[ \frac{\sum_{i=1}^n (x_{\text{obs},i} - \bar{x}_{\text{obs}})(\bar{x}_{\text{pre},i} - \bar{x}_{\text{pre}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{\text{obs},i} - \bar{x}_{\text{obs}})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (\bar{x}_{\text{pre},i} - \bar{x}_{\text{pre}})^2}} \right]^2 \quad (8)$$

各式中:  $x_{\text{obs},i}$  为第  $i$  个历史数据实测值;  $x_{\text{pre},i}$  为第  $i$  个 BP 模型演算值;  $\bar{x}_{\text{obs}}$  为历史数据实测值的平均值;  $\bar{x}_{\text{pre}}$  为 BP 模型演算值的平均值;  $n$  为样本数量。

RMSE 是指参数估计值与参数真值之差平方的期望值,可以评价数据的变化程度, RMSE 的值越小,说明预测模型描述实验数据具有更好的精确度; MAE 是绝对误差的平均值,能更好地反映计算值误差的实际情况;  $R^2$  是综合度量预警模型对样本观测值拟合优度的度量指标。可决系数越大,说明在总变差中由模型作出了解释的部分占的比重越大,模型拟合度越好。

## 3 结果与讨论

### 3.1 2009-2018 年平潭海域赤潮特征

#### 3.1.1 平潭海域赤潮年际变化特征

2009-2018 年平潭海域赤潮发生基本情况如表 1 所示。近 10 a 平潭沿海共发生赤潮 14 起,其中 2012、

表 1 2009-2018 年平潭海域赤潮发生的基本情况

Tab. 1 Occurrences of red tide in the seas of Pingtan from 2009 to 2018

年份	发生起数/起	发生海域	总影响面积/km <sup>2</sup>	持续时间/d
2009	1	福州市平潭综合实验区龙王头至流水码头	20	2
2010	2	福州市平潭综合实验区龙王头海水浴场至流水码头海域	50	6
		福州市平潭综合实验区	620	10
2011	1	福州市平潭综合实验区龙王头海水浴场	16	2
2012	3	福州市平潭综合实验区龙王头以东海域	16	1
		福州市平潭综合实验区芬尾、娘宫码头附近海域	30	3
		福州市平潭综合实验区流水海域	80	13
2013	3	福州市平潭综合实验区龙凤头	20	2
		福州市平潭综合实验区龙凤头	30	2
		福州市平潭综合实验区苏澳至流水海域	20	2
2014	1	福州市平潭综合实验区苏澳至流水码头附近海域	5.5	10
2015	0	/	0	0
2016	2	福州市平潭综合实验区澳前至流水海域	2	5
		福州市平潭综合实验区苏澳海域	未见水色异常	2
2017	1	平潭综合实验区长江澳海域至龙王头海域	2	4
2018	0	/	0	0

2013 年均发生 3 起, 达到近 10 a 最高。每年平潭海域都会受到赤潮不同程度的影响, 年均持续天数达 6.4 d。但自 2013 年以来, 赤潮总影响面积、发生起数大体上呈现递减趋势。发生这一变化的原因与近年来政府环保政策的实施、人类活动对近海海域环

境影响可能有一定的关系, 具体的影响机制还有待研究。从图 2 中可以看出, 平潭海域赤潮持续时间的区间比例最高为 71.4%, 对应于赤潮持续时间 1~5 d; 赤潮最大影响面积的区间比例最大为 61.5%, 表明每起赤潮的最大影响面积集中在 20 km<sup>2</sup> 以下。

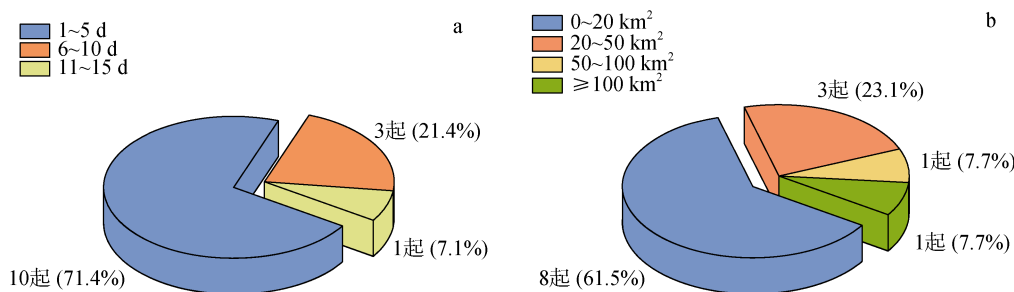


图 2 2009-2018 年平潭海域赤潮(a)持续时间的区间比例和(b)最大影响面积的区间比例

Fig. 2 (a) Proportional duration of the red tide and (b) proportion of the affected area in the seas of Pingtan from 2009 to 2018

赤潮发生存在这种差异的原因是多方面的: 一方面, 年际气候变化具有周期性的特征, 这将会对赤潮的发生频率带来一定的影响; 另一方面是气候差异引起的, 常年气候偏暖的月份更容易引发赤潮, 特别是冬春季比往年暖和的年份, 发生较多赤潮事件的可能性更大<sup>[17]</sup>。

### 3.1.2 平潭海域赤潮季节变化特征

近 10 a 平潭海域赤潮主要发生在春、夏季的 4~6

月, 5 月是平潭赤潮高发期, 其他月份无赤潮发生。平潭岛地处台湾海峡的风口走廊, 属于东亚季风区, 是东、西风带交替影响的过渡区, 又受台湾雨影区的影响, 季节变化明显<sup>[15]</sup>。冬季盛行东北季风, 夏季盛行西南季风, 4~6 月正是从东北季风转为西南季风的转风阶段。对于福建海域底层流, 流向始终北上, 而表层流则不同。东北季风盛行时, 福建海域东海岸的表层流受到风场的影响, 流向向南, 与底层流方向

相反；西南季风盛行时，表层流在风场的影响下，流向与底层流一致，这就使得福建海域北上的海流急剧加强，再加之4~6月恰逢平潭雨季，结果导致水温升高、盐度降低，近岸上升流加大等海洋环境变化，在这种特殊的水文环境下，孕育了平潭海域的多起赤潮<sup>[18]</sup>。

2009—2018年平潭海域引发赤潮频次较高的优势藻种为东海原甲藻和夜光藻。这两种优势藻种在2009—2018年10年时间里共引发了13起赤潮(东海原甲藻5起，夜光藻8起)，占2009—2018年赤潮发生总数的92.9%。平潭海域多发夜光藻赤潮，尤其是近年来赤潮发生频率升高，这与水体富营养化有重要关系。夜光藻赤潮发生前，海水中硅藻大量繁殖，甚至于硅藻赤潮的发生，这为夜光藻提供了足够的饵料。平潭海域位于福建沿岸海域的中部区域，与港湾、河口区不同的是平潭海域常年受各种水系的控制，并存在上升流。平潭海域多发夜光藻赤潮，可能与其复杂的水文环境有一定的关系<sup>[19]</sup>。东海原甲藻赤潮在平潭海域频发的原因是在东海原甲藻赤潮暴发前有一个升温过程，赤潮前期的较高温度对东海原甲藻的大量增殖，形成赤潮有诱导作用。而5月份是平潭入夏的时期，恰逢平潭海域气温突破20℃，海水温度突破17℃，6月份持续升温，使温度处于上升趋势之中，这样的温度条件，有利于东海原甲藻赤潮的发生与发展<sup>[20-21]</sup>。另外，营养物质的大量富集也促进了东海原甲藻赤潮的形成，平潭春夏季的多雨天气为海洋输送了大量的营养盐，改变了平潭海域的营养条件，东海原甲藻又具有较强的种间竞争能力，这些都为东海原甲藻的增殖提供了有利条件<sup>[22-23]</sup>。

### 3.2 BP人工神经网络模型演算结果分析

在综合分析和深入挖掘数据的基础上，本研究选取不同的输入节点进行BP神经网络模型的训练和演算。在大量的训练和演算实验中，选取叶绿素a实测值与叶绿素a BP模型演算值相关性较强的输入节点。将不同的指标组合作为输入层的神经元进行模型的训练和演算，分析输出结果，然后通过不断优化网络的输入节点，使BP神经网络模型更加准确地刻画出各环境因子与叶绿素a浓度值的非线性关系。

赤潮的暴发受各环境因子的综合影响，而叶绿素a含量与浮游植物细胞密度具有相关性，能在一定程度上表征赤潮藻种的生长情况，因此，将各输入指标与叶绿素a之间的关系进行主成分分析(图3)，

筛选出与叶绿素a相关性较强的影响因子进行模型的演算，以提高模型的演算精度。通过主成分分析可知，气温、水温、DO、日照、盐度在第一主成分贡献率较高，分别达到了0.53、0.49、-0.50、0.35、0.29。此外，pH在第二主成分的贡献率达到了0.73，故将这一指标叠加到模型演算中。将筛选出的环境因子通过多输入指标组合进行BP模型的建模分析，环境因子组合的部分演算结果误差及可决系数 $R^2$ 如表2所示。根据Qin等<sup>[8]</sup>ARIMA-DBN模型的评价标准，为了更加精准的预测赤潮，RMSE和MAE应当尽可能小， $R^2$ 尽可能逼近1。各演算误差RMSE均小于0.1 μg/L、MAE均小于0.05 μg/L，各组合差别不大。在这个基础上筛选出相关性较高的，使得模型的预测结果尽可能可靠。根据表2可以看出组合6的演算结果误差较小，RMSE=0.05 μg/L，MAE=0.03 μg/L，可决系数 $R^2$ 达到0.81，拟合度较好，BP神经网络对应样本的相关性较高，即该模型的预测结果与实际

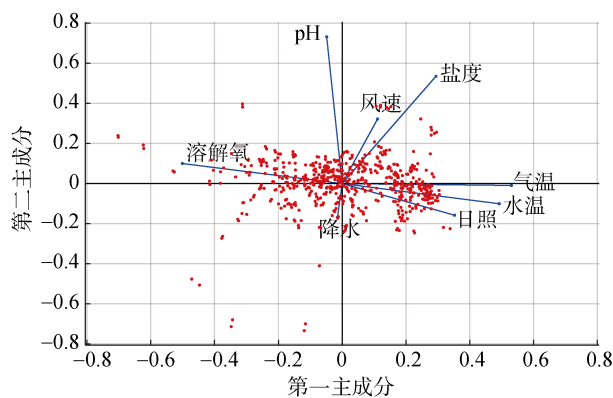


图3 2013-2017年平潭海域赤潮历史数据主成分分析结果  
Fig. 3 Principal component analysis results of the red tide in the seas of Pingtan from 2013 to 2017

表2 部分模型演算输出结果的RMSE、MAE、 $R^2$   
Tab. 2 RMSE, MAE, and  $R^2$  values of the partial model calculation output in the BP model

组合号	输入指标组合	RMSE (μg/L)	MAE	$R^2$
1	DO	0.06	0.04	0.62
2	水温+DO	0.03	0.02	0.77
3	水温+日照	0.07	0.04	0.60
4	气温+日照	0.06	0.03	0.65
5	水温+日照+DO	0.09	0.04	0.49
6	气温+日照+DO	0.05	0.03	0.81
7	气温+日照+DO+水温	0.05	0.03	0.76
8	水温+DO+降水+风速+日照	0.05	0.03	0.48

发生情况的相关度较高,这一结果达到期望精度。在组合 6 的拟合图中(见图 4)可以看出叶绿素 *a* 的 BP 模型演算值与实测值的趋势大体一致,多数模型演算值与实测值极为接近。模型演算值峰值与实测值峰值不仅在同一点出现,且模型演算值峰值高于实测值,这对于赤潮预警极为重要,可以使相关部门提前对赤潮的发生做好防范工作,以减少赤潮带来的损失。因此,可以认为以气温、日照、DO 作为 BP 神经网络的输入指标进行演算时,模型训练结果可以获取有效的学习经验。

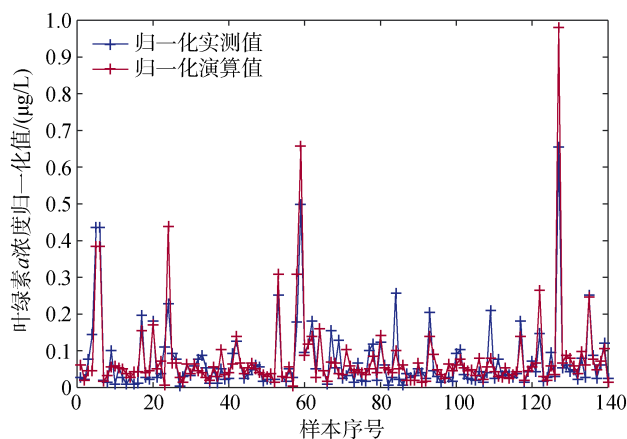


图 4 气温、日照时数、DO 作为输入指标的叶绿素 *a* 的拟合结果

Fig. 4 Fitting results of chlorophyll *a* with temperature, sunshine duration, and dissolved oxygen concentration as input indicators

## 4 主要结论

本研究对平潭海域 2009-2018 年发生的 14 起赤潮进行了规律性的探索,平潭海域赤潮主要发生在春季和夏季,具有较为明显的季节特征,5 月是其赤潮高发期。赤潮年均持续时间 6.4 d,影响面积集中在 20 km<sup>2</sup> 以下。2009—2018 年在平潭海域引发赤潮最多的藻种为夜光藻,其次为东海原甲藻,且引发赤潮的优势藻种具有演替规律。

应用 BP 神经网络模型,将筛选出的水质因子和气象因子交叉组合,作为模型的输入层节点,叶绿素 *a* 浓度值作为模型输出层节点,进行模型训练。不断优化输入指标组合进行演算,结果表明,以气温、日照、DO 多指标组合作为模型输入节点的 BP 神经网络模型的演算精度较高,其精度达到模型的期望值,误差 RMSE=0.05 µg/L, MAE=0.03 µg/L, 模

型可决系数  $R^2=0.81$ , 得到相对较好的演算结果,有望用于平潭海域 BP 神经网络赤潮预警模型的构建。

### 参考文献:

- [1] 洛昊, 马明辉, 梁斌, 等. 中国近海赤潮基本特征与减灾对策[J]. 海洋通报, 2013, 32 (5): 595-600.  
Luo Hao, Ma Minghui, Liang Bin, et al. Basic characteristics and disaster reduction measures of red tides in China's offshore areas[J]. Marine Science Bulletin, 2013, 32 (5): 595-600.
- [2] 郭皓, 丁德文, 林凤翱, 等. 近 20 a 我国近海赤潮特点与发生规律[J]. 海洋科学进展, 2015, 33(4): 547-558.  
Guo Hao, Ding Dewen, Lin Feng-ao, et al. Characteristic and patterns of red tides in China coastal waters during the last 20a[J]. Advances in Marine Science, 2015, 33(4): 547-558.
- [3] 邓华, 管卫兵, 曹振轶, 等. 2012 年福建沿海大规模米氏凯伦藻赤潮暴发的水文气象原因探讨[J]. 海洋学研究, 2016, 34(4): 28-38.  
Deng Hua, Guan Weibing, Cao Zhenyi, et al. Analysis of hydrological and meteorological factors causing *Karenia mikimotoi* bloom in 2012 along Fujian coast[J]. Journal of Marine Sciences, 2016, 34(4): 28-38.
- [4] Wu D N, Chen J H, He X P, et al. Distribution, partitioning, and seasonal variation of lipophilic marine algal toxins in aquatic environments of a typical semi-closed mariculture bay[J]. Environmental pollution, 2019, 255: 113299.
- [5] Sun P, Seong R L. Red tides prediction system using fuzzy reasoning and the ensemble method[J]. Applied Intelligence, 2014, 40 (2): 244-255.
- [6] 窦勇, 高金伟, 时晓婷, 等. 2000-2013 年中国南部近海赤潮发生规律及影响因素研究[J]. 水生态学, 2015, 36(3): 31-37.  
Dou Yong, Gao Jinwei, Shi Xiaoting, et al. Outbreak frequency and factors influencing red Tides in Near-shore Waters of the South China Sea from 2000 to 2013[J]. Journal of Hydroecology, 2015, 36(3): 31-37.
- [7] 孙晓慧. 基于人工神经网络的赤潮预测方法研究[D]. 舟山: 浙江海洋学院, 2012.  
Sun Xiaohui. The research of red tide prediction method based on artificial neural network[D]. Zhoushan: Zhejiang Ocean University, 2012.
- [8] Qin M J, Li Z H, Du Z H. Red tide time series forecasting by combining ARIMA and deep belief network[J]. Knowledge-Based Systems, 2017, 125: 39-52.
- [9] Noh J H, Kim W, Son S H, et al. Remote quantification of *Cochlodinium polykrikoides* blooms occurring in the East Sea using geostationary ocean color imager (GOCI)[J].

- Harmful Algae, 2018, 73: 129-137.
- [10] Hu X M, Wang Y B, Yu Y, et al. Research on the concentration prediction of nitrogen in red tide based on an optimal grey verhulst model[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016, 2016: 1-9.
- [11] 毛健, 赵红东, 姚婧婧. 人工神经网络的发展及应用[J]. *电子设计工程*, 2011, 19(24): 62-65.  
Mao Jian, Zhao Weidong, Yao Jingjing. Application and prospect of artificial neural network[J]. *Electronic Design Engineering*, 2011, 19(24): 62-65.
- [12] 马玉梅, 高静宇, 王清华. 基于人工神经网络的赤潮预测模型[J]. *海洋预报*, 2007, 24(1): 38-44.  
Ma Yumei, Gao Jingyu, Wang Qinghua. Forecast model for red tide on artificial neural network[J]. *Marine Forecasts*, 2007, 24(1): 38-44.
- [13] 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 Xinhong, Jin Fengjun, Yang Qizhi, 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.
- [14] 蓝虹, 卢君峰, 曹宇峰, 等. 浅析平潭岛主要海洋灾害及防治对策[J]. *海洋开发与管理*, 2014, 31(2): 55-58.  
Lan Hong, Lu Junfeng, Cao Yufeng, et al. Analysis on the main marine disasters and control countermeasures in Pingtan Island[J]. *Ocean Development and Management*, 2014, 31(2): 55-58.
- [15] 陈宝红, 谢尔艺, 高亚辉, 等. 米氏凯伦藻对海洋生物致毒作用的研究进展[J]. *福建水产*, 2015, 37(3): 241-249.  
Chen Baohong, Xie Er-yi, Gao Yahui, et al. Toxic effects of red tide caused by *Karenia mikimotoi* on marine organisms[J]. *Journal of Fujian Fisheries*, 2015, 37(3): 241-249.
- [16] 高丹. 基于 BP 神经网络的藻华暴发峰值预警模型研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2013.  
Gao Dan. Study on predict model for maximum biomass of algal blooms based on BP neural network[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2013.
- [17] 吴瑞贞. 南海赤潮发生前后阶段水文气象要素演变特征研究[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2006.  
Wu Ruizhen. Study on the evolution characteristics of Hydro-meteorological elements around the occurrence of red tide in South China Sea[D]. Qingdao: Ocean University of China, 2006.
- [18] 杜琦, 张友权, 高磊, 等. 近年福建海域赤潮的特点及防治对策[J]. *福建水产*, 2002, 4: 32-37.  
Du Qi, Zhang Youquan, Gao Lei, et al. Characteristics and prevention measures of red tide in Fujian coastal area in recent years[J]. *Journal of Fujian Fisheries*, 2002, 4: 32-37.
- [19] 许翠娅, 黄美珍, 杜琦. 福建沿岸海域主要赤潮生物的生态学特征[J]. *台湾海峡*, 2010, 29(3): 434-441.  
Xu Cuiya, Huang Meizhen, Du Qi. Ecological characteristics of important red tide species in Fujian coastal waters[J]. *Journal of Oceanography in Taiwan Strait*, 2010, 29(3): 434-441.
- [20] 卓鑫. 近十年福州沿海赤潮的基本特征研究[J]. *海洋预报*, 2018, 35(4): 34-40.  
Zhuo Xin. Research on the basic characteristics of red tide in Fuzhou coastal waters during the past 10 years[J]. *Marine Forecasts*, 2018, 35(4): 34-40.
- [21] 龙华, 杜琦. 福建沿海米氏凯伦藻赤潮的初步研究[J]. *福建水产*, 2005, 4: 22-26.  
Long Hua, Du Qi. Primary research on *Karenia mikimotoi* bloom in Fujian coast[J]. *Journal of Fujian Fisheries*, 2005, 4: 22-26.
- [22] 李正华. 福建定海湾一次东海原甲藻与夜光藻双相赤潮浅析[J]. *渔业研究*, 2016, 38(2): 132-136.  
Li Zhenghua. A brief analysis for a bilateral red tide of *Prorocentrum donghaiense* and *Noctiluca scintillans* in Dinghai Sea Zone of Fujian Province[J]. *Journal of Fisheries Research*, 2016, 38(2): 132-136.
- [23] Park J, Jeong H J, Yoo Y D, et al. Mixotrophic dinoflagellate red tides in Korean waters: Distribution and ecophysiology[J]. *Harmful Algae*, 2013, 30: S28-S40.

# Calculation of the Chlorophyll-*a* concentration of red tide in the Pingtan Coastal Zone by a BP artificial neural network model

XU Yang-chun<sup>1, 2</sup>, ZHANG Ming-feng<sup>3</sup>, SU Yu-ping<sup>1, 2</sup>, HONG Yi<sup>4</sup>,  
SU Jin-zhu<sup>1, 2</sup>, CHEN Jing-jing<sup>1</sup>

(1. Environmental Science and Engineering College, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China; 2. Fujian Key laboratory of Pollution Control and Resource Reuse, College of Environmental Science and Engineering, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China; 3. Institution of Geography, Fujian Normal University, Fuzhou 350117, China; 4. LEESU, MA 102, École des Ponts Paris Tech, 77420 Champs-sur-Marne, France)

**Received:** Jul. 4, 2019

**Key words:** BP neural network; red tide; Chlorophyll *a* concentration; Pingtan coastal zone

**Abstract:** Based on the change trend of red tide data from 2009 to 2018 and a principal component analysis of ocean monitoring data of Pingtan for the 2013–2017 period, we propose a back propagation (BP) model, which was used to screen input indicators with chlorophyll *a* as an output indicator. Four meteorological factors and four water quality factors were obtained as input indicators. Next, the chlorophyll *a* concentrations in 698 sets of ocean monitoring data from 2013 to 2017 were normalized and used for model calculation. 80% of the normalized data were randomly selected for use in model training, and the rest were used for model verification. An analysis of the optimal combination of input indexes revealed that when the temperature, dissolved oxygen concentration, and sunshine duration were set as a combination index, the model accuracy was higher than other cases ( $R^2 = 0.81$ , RMSE = 0.05  $\mu\text{g/L}$ , and MAE = 0.03  $\mu\text{g/L}$ ). These results indicate that temperature, dissolved oxygen, and sunshine duration are favorable factors for predicting the chlorophyll *a* concentration, which could be helpful for forecasting red tides in the Pingtan coastal zone.

(本文编辑: 康亦兼)