

# 基于人工神经网络构建的赤潮短期预报模型及应用

李星<sup>1</sup>, 丁文祥<sup>2</sup>, 李雪丁<sup>1</sup>, 张彩云<sup>2\*</sup>, 陈剑桥<sup>3</sup>

(1. 福建省海洋预报台, 福建 福州 350003; 2. 厦门大学 海洋与地球学院, 福建 厦门 361102; 3. 南方海洋科学与工程广东省实验室, 广东 珠海 519000)

**摘要:** 利用大数据赤潮预报方法, 基于福建沿岸24个生态浮标和5个大浮标历史数据及实时监测数据, 采用人工神经网络实现福建沿岸赤潮的业务化预报。赤潮短期预报模型由误差反向传播神经网络(BP)和径向基神经网络(RBF)构成, 结合福建沿岸所有赤潮事件的高频采样数据样本, 每天可算出480个预报结果, 最后对预报结果进行发生概率等级判断, 最终实现福建沿岸10个赤潮监测区赤潮发生概率等级的业务化预报。赤潮短期预报模型成功预报出2019年5月下旬福建北部发生的多起赤潮事件, 2019年和2020年24 h时效的赤潮预报结果正确率达到95%和99%, 赤潮识别率达到60%和55%。

**关键词:** 赤潮; 误差反向传播神经网络; 径向基神经网络; 业务化预报; 人工神经网络

**中图分类号:** X55 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0239(2023)02-0067-10

## 0 引言

赤潮是一个由多领域多因子综合作用的复杂生态过程, 表现为某些浮游植物、原生动物或细菌在短时间内快速增殖或高度聚集<sup>[1]</sup>。赤潮具有突发性及非线性等特点<sup>[2-4]</sup>。对赤潮发生时间、地点和规模的提前预警, 可以为海洋产业规划提供信息支持, 在沿海地区管理和水产养殖方面具有巨大的潜在价值。

赤潮预警和预报研究工作已经开展了几十年, 研究方法也有多种, 其中经验预测法和统计预测法较为成熟。经验预测法主要基于赤潮发生和消退过程中环境因素的变化来进行, 通常以阈值的形式表示, 是早期赤潮预测研究中较为常用的方法<sup>[5-6]</sup>。统计预测法是利用统计方法提取赤潮发生的内在因子, 综合分析引发赤潮的多种环境因素, 并形成一定的判别模式<sup>[7-9]</sup>。由于统计预测法基于大量的观测数据, 并且采用比较成熟的统计分析方法, 因

此预测的赤潮结果具有较强的合理性和准确性。这两种方法在环境条件稳定的特定海域或对于特定藻种具有较好的预测效果, 但其推广性较差, 藻种、环境、季节、区域等因素的变化都会对预测结果造成较大影响<sup>[10]</sup>, 因此制约其业务化应用。

目前, 生态动力学模型预测法是深入研究赤潮形成机制、探索和掌握影响赤潮藻类种群动态关键因素的一种预测方法<sup>[11-12]</sup>。这种方法一般侧重于物理过程的动态系统研究, 即建立描述系统变化的微分方程, 定量预测赤潮的发生、发展和消退过程, 并由此得出合理的赤潮预测结果。

由于赤潮是气象、水文、生物、物理、化学和社会生产等综合因素作用的结果<sup>[13-14]</sup>, 这些因素之间的相互作用是复杂的和非线性的<sup>[15-16]</sup>, 它们都限制着传统预测方法的发展。人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANNs)的灵感来源是人脑, 是模仿人脑神经网络的学习特征, 在含有多个输入信息的系统中进行并行信息处理的数学深度学习模型, 具

收稿日期: 2021-09-26; 修回日期: 2021-11-19。

基金项目: 国家重点研发计划重点专项(2016YFC1401900); 厦门市科技局项目(3502Z20226021)。

作者简介: 李星(1987-), 女, 高级工程师, 硕士, 主要从事海洋预报工作。E-mail: lixing100710@163.com

\*通信作者: 张彩云(1972-), 女, 副教授, 博士, 主要从事海洋遥感应用、赤潮早期预警技术研究。E-mail: cyzhang@xmu.edu.cn

有自适应、自组织和较强的逼近、容错能力等特点<sup>[17-18]</sup>。从20世纪90年代开始,ANNs被应用于生态环境系统的建模并展现出良好的预测潜力<sup>[19]</sup>,之后被广泛应用于藻华和赤潮的预测研究。结果表明,ANNs是一种有效的预测方法,与传统的统计预测法相比具有一定的优势<sup>[20-21]</sup>。本文将利用福建沿岸24个生态浮标和5个大浮标2008—2018年的长期监测数据,基于误差反向传播神经网络(Back-Propagation Neural Network, BP)和径向基神经网络(Radical Basis Function Neural Network, RBF)两种人工神经网络构建赤潮短期预报模型,根据生态浮标实时监测数据预测福建沿岸10个赤潮监测区未来24 h、48 h、72 h内赤潮发生概率,并根据业务需求对96 h内赤潮发生概率进行尝试性预报,为福建地区赤潮的预防决策提供支持。

## 1 数据资料

为确保数据质量并正确区分赤潮/非赤潮期间的数据,在模型训练前需要对赤潮样本数据进行精确筛选。本文统计了2005—2018年福建近海所有赤潮事件的发生时间、经纬度、面积、优势种等,数据由福建省海洋预报台提供。

赤潮监测数据包括生态浮标数据、大浮标数据和潮位数据。具体的浮标位置如图1所示。选取分布在福建沿岸的24个直径为1~3 m的生态浮标,参量包括水温、盐度、溶解氧饱和度、溶解氧浓度、叶绿素、pH和波高等水文和水质参量,以及风向、风速、气温、气压、相对湿度等气象参量,时间分辨率为1 h,部分为0.5 h。大浮标为5个直径为10 m的

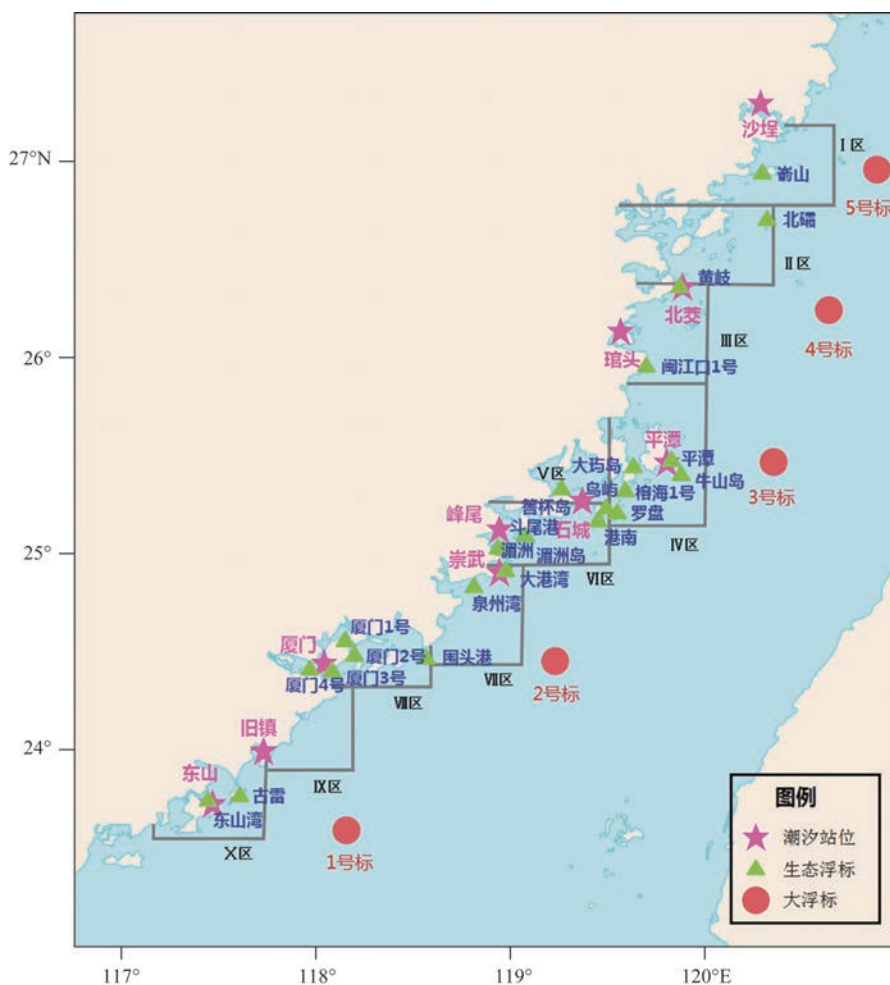


图1 福建沿岸生态浮标、大浮标、潮位站和赤潮监测区分布

Fig.1 Distribution of ecological buoys, large buoys, tide gauges and red tide monitoring areas along the coast of Fujian

动力环境浮标,分布在台湾海峡中线附近,收集的参数包括风速、风向、气温、气压和水温,时间分辨率为10 min。另外,选取10个潮位站的天文潮数据参与赤潮模型的构建,数据包含逐时潮高、高潮时、高潮高、低潮时、低潮高。不同仪器由于建成时间的不同,可用数据的时间范围也不同,本研究选择2005年起已有数据记录且运行期间数据稳定的仪器记录用于模型训练。

在数据质量控制之前需对数据进行简单分析,以便对问题数据采用针对性的方法进行处理。数据质量分析包括缺失值分析、重复数据分析和异常值分析。对数据进行质量控制后,获得2005—2018年的有效样本数据量约177万组。

## 2 方法介绍

赤潮短期预报模型是基于福建近海的赤潮历史资料和赤潮发生前后的气象、水文、化学、生物等监测数据,利用ANNs在研究多变量、非线性、机理尚不明确问题上的优势,在比较评估不同神经网络模型适用性的基础上研发的。

### 2.1 模型构建过程介绍

赤潮短期预报模型的具体构建过程见图2。在模型训练之前需要对输入数据进行精确筛选,确保数据质量,并正确区分出赤潮发生期、维持期和非赤潮期的数据。以2005—2018年福建近海所有赤潮事件的发生时间和位置为基础,从质量控制后的数据集中筛选出赤潮样本数据。默认距离赤潮发生位置50 km内所有浮标对应时间的数据为赤潮发生期间数据,赤潮发生前和结束后各15 d以外的数据为非赤潮期间数据,一个赤潮事件的赤潮数据和非赤潮期间数据共同构成一个赤潮样本,再通过人工筛选和自组织特征映射(Self-Organizing Map, SOM)神经网络筛选出可作训练用的赤潮样本集<sup>[22]</sup>。

将输入参量进行降维分析,确定参与预报的参量包括原始监测参量风场( $u$ )、风场( $v$ )、水温、盐度、溶解氧饱和度、溶解氧浓度、叶绿素、浊度、pH值、潮汐、气温和气压,以及水温、溶解氧、叶绿素、气温的日增加量和水温、溶解氧、pH值、叶绿素、气

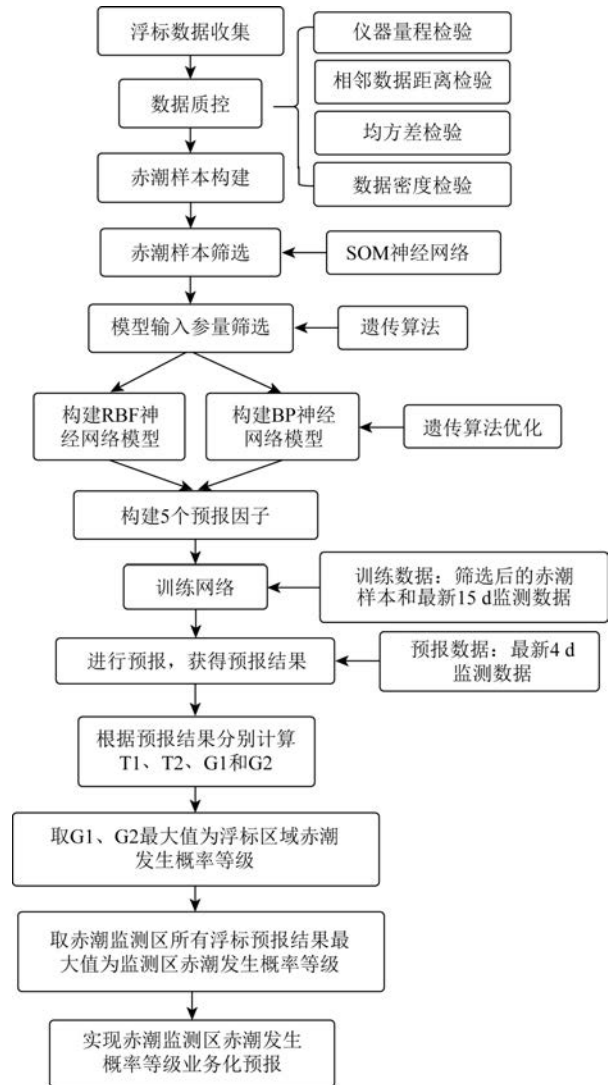


图2 赤潮短期预报模型构建示意图

Fig.2 Schematic diagram for the construction of red tide short-term forecasting model

温、潮高的日最大变化量。为了保证预测结果的准确性,通过前期的神经网络测试结果和4 d预报时效要求,模型采用5个预报因子。赤潮短期预报模型基于BP和RBF构建,将训练数据和预报数据输入该模型,并对运行结果进行赤潮发生等级判断,最终获得业务化预报结果。

### 2.2 样本筛选

ANNs对训练样本数据的准确性、典型性等都要求较高。浮标的位置是固定的,而赤潮发生的位置是随机的,且会随时间漂移和扩散,赤潮信息与



浮标监测的赤潮信息在时间上并非完全一致,所以需要收集到的赤潮样本进行筛选,确保数据质量,并正确区分赤潮期间数据和非赤潮期间数据。本文采用了SOM神经网络对赤潮事件进行筛选,确保模型训练数据的每个赤潮事件包含赤潮信息,保证训练数据的准确性和有效性。

SOM神经网络是一种聚类和高维可视化的无监督学习网络<sup>[23]</sup>。SOM神经网络能够自动找出输入数据之间的相似度,将相似的输入在网络上就近配置,因此是一种可以对输入数据有选择地给予反应的神经网络。赤潮发生前15 d—结束后15 d内的监测数据构成赤潮样本,赤潮发生期间的数据为赤潮数据,剩余数据为非赤潮数据。先默认一个赤潮样本中赤潮数据和非赤潮数据存在明显差异,即该赤潮样本完整记录了赤潮信息,且赤潮起始和结束时间准确。利用SOM神经网络对该赤潮样本进行分类,如果SOM网络分类结果与预划分的赤潮数据和非赤潮数据基本一致,分类正确的数据组与总数据组的比值大于80%,则认为该赤潮样本包含了赤潮信息,保留该赤潮样本作为模型的训练数据。

### 2.3 BP神经网络

BP神经网络又称误差反向传播网络,是一种具有连续传递函数的多层前馈型人工神经网络,当信息向前传播时,误差最小化向后传播<sup>[24]</sup>。研究表明,单隐含层BP神经网络可以以任意精度逼近任意非线性函数<sup>[25]</sup>,这使得其在预测复杂的非线性现象(如赤潮)具有独特优势<sup>[26]</sup>。它具有较强的非线性映射能力和高度自学习、自适应的能力,并且当局部或者部分神经元受到破坏后,全局的训练结果不会受到很大影响。BP网络拓扑结构如图3a所示,其中 $X_1$ 、 $X_2$ 、 $\dots$ 、 $X_n$ 是输入层数据, $Y_1$ 、 $Y_2$ 、 $\dots$ 、 $Y_m$ 是输出层数据, $\omega_{ij}$ 和 $\omega_{jk}$ 为权值。从图中可以看出,BP神经网络是一个非线性函数,输入层和输出层数据分别为该函数的自变量和因变量。当输入神经元为 $n$ 、输出神经元为 $m$ 时,BP神经网络就表达了从 $n$ 个自变量到 $m$ 个因变量的函数映射关系。赤潮短期预报模型的BP网络输入层节点数为26,即所有构建的输入参量个数,输出层节点数为1,用来直接判断赤潮是否发生。

由于BP神经网络自身的局限性,在训练过程

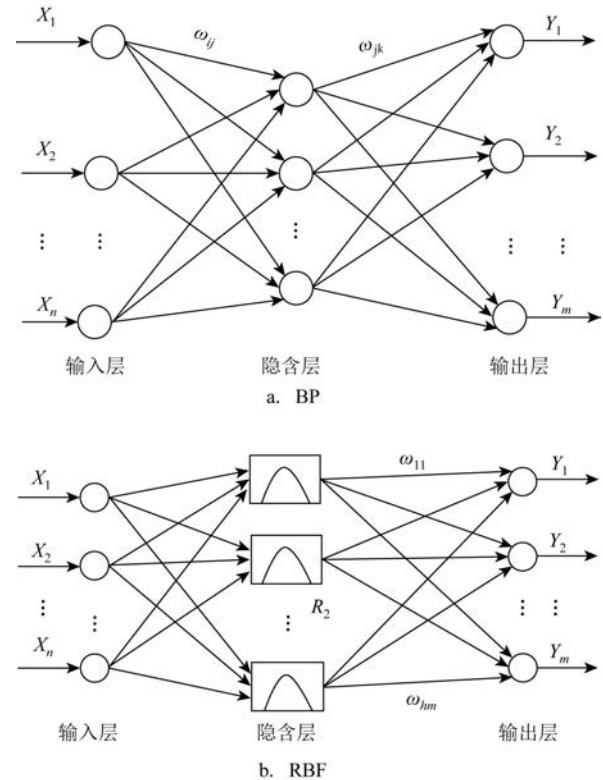


图3 BP和RBF神经网络拓扑结构

Fig.3 BP neural network topology and RBF neural network topology

中可能存在训练不足或过拟合的问题。本研究参考了LAKSHMANAN<sup>[27]</sup>、SEDKI等<sup>[28]</sup>的方法,增加遗传算法来优化BP神经网络的初始权值和阈值。在BP神经网络构建赤潮短期预测模型的过程中,BP神经网络结构为 $n-l-m$ ,即输入层有 $n$ 个节点,隐含层有 $l$ 个节点,输出层有 $m$ 个节点,共有 $n \times l + l \times m$ 个权值, $l + m$ 个阈值,所以遗传算法个体编码长度为 $n \times l + l \times m + l + m$ 。从收集的赤潮数据组中随机选取80%的数据作为训练数据用于网络训练,20%的数据作为测试数据。把训练数据预测误差绝对值的和作为个体适应度值,个体适应度值越小,个体越优。

### 2.4 RBF神经网络

RBF神经网络又称径向基神经网络,是一种三层静态前向网络,可以在参数适宜的前提下,以任意给定精度逼近任意多变量连续函数<sup>[29-30]</sup>。RBF网络拓扑结构如图3b所示,其中 $X_1$ 、 $X_2$ 、 $\dots$ 、 $X_n$ 是

RBF神经网络的输入层数据,  $Y_1, Y_2, \dots, Y_m$  是RBF神经网络的输出层数据,  $\omega_{hm}$  为RBF神经网络隐含层到输出层的连接权值。在RBF神经网络中, 输入层仅仅起到传输信号的作用, 与其他神经网络相比, 可以看成是权值为1的连接, 而输出层和隐含层所分配的任务不同, 因而它们的学习策略也不相同。输出层是对线性权进行调整, 采用的是线性优化策略, 而隐含层是对激活函数(格林函数或高斯函数)的参数进行调整。RBF神经网络具有鲁棒性、记忆能力、非线性映射能力以及强大的自学习能力, 它能以任意精度逼近任意的非线性函数, 并且具有全局逼近的能力; 其另一个突出特点是分类能力强、学习过程收敛速度快。

RBF神经网络学习算法需要求解的参数包括基函数的中心、方差以及隐含层到输出层的权值。本文中RBF神经网络径向基函数选择高斯函数, 利用K-均值聚类法获得基函数中心, 再通过最小二乘法求解隐含层到输出层的权值。

## 2.5 赤潮预报因子

赤潮预报模型采用5个预报因子进行预报<sup>[31]</sup>(见图4)。因子1( $P_n$ )为第 $n$ 天的参量, 因子2( $P_{n-1}$ )为第 $n-1$ 天的参量, 因子3( $P_{n-2}$ )为第 $n-2$ 天的参量, 因子4( $P_{n-3}$ )为第 $n-3$ 天的参量, 因子5( $P_{n-3}P_{n-2}P_{n-1}P_n$ )为第 $n-3$ 天、第 $n-2$ 天、第 $n-1$ 天和第 $n$ 天的参量集合。 $P_n$ 表示第 $n$ 天的样本所有参量,  $G_n$ 表示对应参量的标签, 标签值为0表示当日未发生赤潮, 标签值为1表示赤潮发生。

前4个因子分别预报第 $n+1$ 天、第 $n+2$ 天、第 $n+3$ 天和第 $n+4$ 天的结果, 第5个因子同时预报第 $n+1$ 天、第 $n+2$ 天、第 $n+3$ 天和第 $n+4$ 天的结果。时效为4 d的赤潮短期预报主要是参量趋势的预报, 5个预报因子包含了过去4 d每日的参量影响, 又包含了

参量连续4 d的变化趋势。

## 3 业务化应用

赤潮短期预报模型基于福建沿岸生态浮标和海峡内5个大浮标历史赤潮样本和最新15 d实时数据实现业务化预报。筛选后的87个生态浮标赤潮样本和40个大浮标赤潮样本构成固定训练数据库, 最新15 d的生态浮标数据构成临时训练数据库, 如果某一监测区域缺失生态浮标数据, 则用距离该监测区域最近的大浮标数据替代。固定训练数据库和临时训练数据库用于共同构建预报因子和对应训练输出, 作为BP和RBF神经网络的训练数据; 临时数据库中最新4 d的数据用于构建预报因子, 作为BP和RBF神经网络的预报数据。生态浮标采样频率为0.5 h, 即每日有48个数据组, 每个数据组对应5个预报因子参与BP和RBF神经网络模型的预报, 即每个数据组有10个预报结果, 每个时效(每日)有480个预报结果。赤潮预报模型基于每日480个预报结果判断未来24 h、48 h、72 h和96 h的赤潮发生概率等级, 并实现业务化预报。

### 3.1 赤潮发生判断

每日480个预报结果一般为0~1之间的数值, 数值越接近于0, 表示该预报结果越倾向于赤潮不发生, 越接近于1, 表示该预报结果越倾向于赤潮发生。为避免极端输出结果的干扰, 将小于0的输出结果定义为0, 将大于1的输出结果定义为1。基于这些结果, 采用两种方法判断当天赤潮是否发生。

T1: 计算480个结果的平均值 $A$ :

$$A = (\sum_{i=1}^n R_i) / n \quad (1)$$

式中: $R$ 表示预报的具体结果; $n$ 表示当日预报结果的总个数。当 $A > 0.5$ 时,  $T1=1$ , 判断为赤潮发生; 否则 $T1=0$ , 判断为赤潮不发生。

T2: 将480个结果分别与0.5进行比较,  $n1$ 为大于0.5的结果的个数。当 $n1/n > 0.3$ , 即预报结果中超过30%的结果预报赤潮发生时,  $T2=1$ , 否则 $T2=0$ 。

### 3.2 赤潮发生概率等级判断

模型基于每个生态浮标数据获得该生态浮标

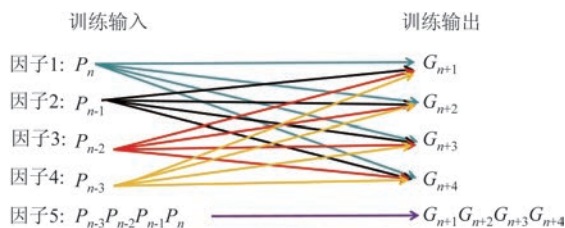


图4 赤潮预报因子示意图

Fig.4 Schematic diagram of red tide forecasting factors

的赤潮发生判断结果  $T1$  和  $T2$ , 同时判断每个生态浮标预报结果的赤潮发生概率等级。具体判断方法如下:

$G1$ : 当  $T1$  和  $T2$  都等于 1 时,  $G1=3$ , 表示赤潮发生概率较大; 当  $T1$  和  $T2$  有且只有 1 个等于 1 时,  $G1=2$ , 表示赤潮发生概率较小; 当  $T1$  和  $T2$  都等于 0 时,  $G1=0$ , 表示赤潮不会发生。

$G2$ : 将 480 个结果分别与 0.5 进行比较,  $n1$  为大于 0.5 的结果的个数。当  $n1/n > 0.65$  时, 即预报结果中超过 65% 的结果预报赤潮发生,  $G2=3$ , 表示赤潮发生概率较大; 当  $0.3 \leq n1/n \leq 0.65$  时,  $G2=2$ , 表示赤潮发生概率较小; 当  $n1/n < 0.3$  时,  $G2=1$ , 表示赤潮不会发生。

每个生态浮标数据的最终赤潮发生概率等级取每个时效  $G1$  和  $G2$  中的最大值, 每个监测区域赤潮发生概率等级为该区域中所有生态浮标最终预报结果中最高赤潮发生概率等级, 此即为福建沿岸 10 个赤潮监测区赤潮发生概率等级预报。

## 4 预报结果评估

### 4.1 评估方法

赤潮短期预报模型属于二元预报模型, 即预报结果分赤潮发生和不发生两种情况, 实际结果也为赤潮发生和不发生两种情况。将预报结果与实际结果进行对比, 会出现 4 种情况: 预报和实际都为赤潮发生 (correct hits); 预报为赤潮发生, 而实际未发生 (false positive); 预报为赤潮未发生, 而实际发生 (false negative); 预报和实际都为赤潮未发生 (correct negative)。

参考 ANDERSON 等<sup>[32]</sup>的方法, 采用赤潮识别率 (Probability Of Detection, POD)、错误预警率 (False Alarm Ratio, FAR) 和模型正确预报率 (Probability Of Correct Result, POCR) 3 种方式对测试数据分类结果进行评估。赤潮识别率表示赤潮发生时模型提前给出高等级赤潮发生概率的几率; 错误预警率是将错误给出高等级赤潮发生概率的天数除以正确预报赤潮发生天数、错误预警率的天数和漏报的天数之和。公式如下:

$$POD = D_{\text{correct hits}} / (D_{\text{correct hits}} + D_{\text{false negatives}}) \quad (2)$$

$$FAR = D_{\text{false positives}} / (D_{\text{correct hits}} + D_{\text{false negatives}} + D_{\text{false positives}}) \quad (3)$$

$$POCR = (D_{\text{correct hits}} + D_{\text{correct negatives}}) / N \quad (4)$$

式中:  $D$  为天数;  $N$  为预报结果总个数。从以上公式可知, POD 和 POCR 的数值越大, FAR 数值越小, 表示模型的预报效果越好。

### 4.2 2019 年赤潮个例评估

2019 年 5 月下旬, 福建省北部近岸海域发生多起赤潮事件, 赤潮优势种以甲藻为主, 包含短凯伦藻 (*K. breve*) 和米氏凯伦藻 (*K. mikimotoi*) 这类有毒藻种。赤潮主要发生在宁德、福州和平潭等近岸海域, 导致平潭养殖区出现大量鱼类死亡, 造成严重的经济损失和生态破坏。图 5 为 5 月下旬福建北部赤潮发生区域生态浮标 24 h 时效预报结果, 图中显示崱山、北礮、黄岐和平潭浮标在赤潮爆发期间提前至少 24 h 给出 2 级或 3 级赤潮发生概率等级预警。5 月 26 日湄洲岛以东海域发生赤潮, 由于湄洲浮标位于湄洲湾内, 与其他浮标相隔较远, 且被湄洲岛阻隔, 赤潮信号未能传入湾内可能是导致湄洲浮标预报结果出现明显错误的原因。除湄洲岛外, 该模型成功预报了宁德、福州和平潭沿岸的赤潮事件。

### 4.3 2019 年和 2020 年赤潮预报结果评估

2019 年和 2020 年福建沿岸赤潮短期预报模型预报结果统计见表 2。24 h 时效预报结果明显优于其他时效, 预报时效越短, 预报效果越优。所有时效的正确预报率均超过 90%, 其中 2019 年 24 h 时效的正确预报率达到 95%, 2020 年达到 99%。2019 年 24 h 时效的赤潮识别率达到 60%, 2020 年为 55%, 96 h 时效的赤潮识别率最低, 分别为 36% 和 35%。2019 年 24 h 时效的错误预警率为 6%, 2020 年为 12%, 96 h 时效的错误预警率最高, 分别为 48% 和 62%。福建沿岸大部分时间和区域未发生赤潮, 所有正确和漏报预报赤潮发生的天数都相对较少, 而模型容易给出未达到 2 级或更高等级的赤潮发生概率, 模型错误预警的天数相对较多, 导致模型的错误预警率较高。

从赤潮预报结果中还发现, 在以往赤潮出现频率较低的月份或者浮标数据较为缺乏的区域, 赤潮短期预报模型的预报能力较弱。例如对于 2019 年 7 月和 2020 年 3 月的赤潮, 本预报模型的识别率较



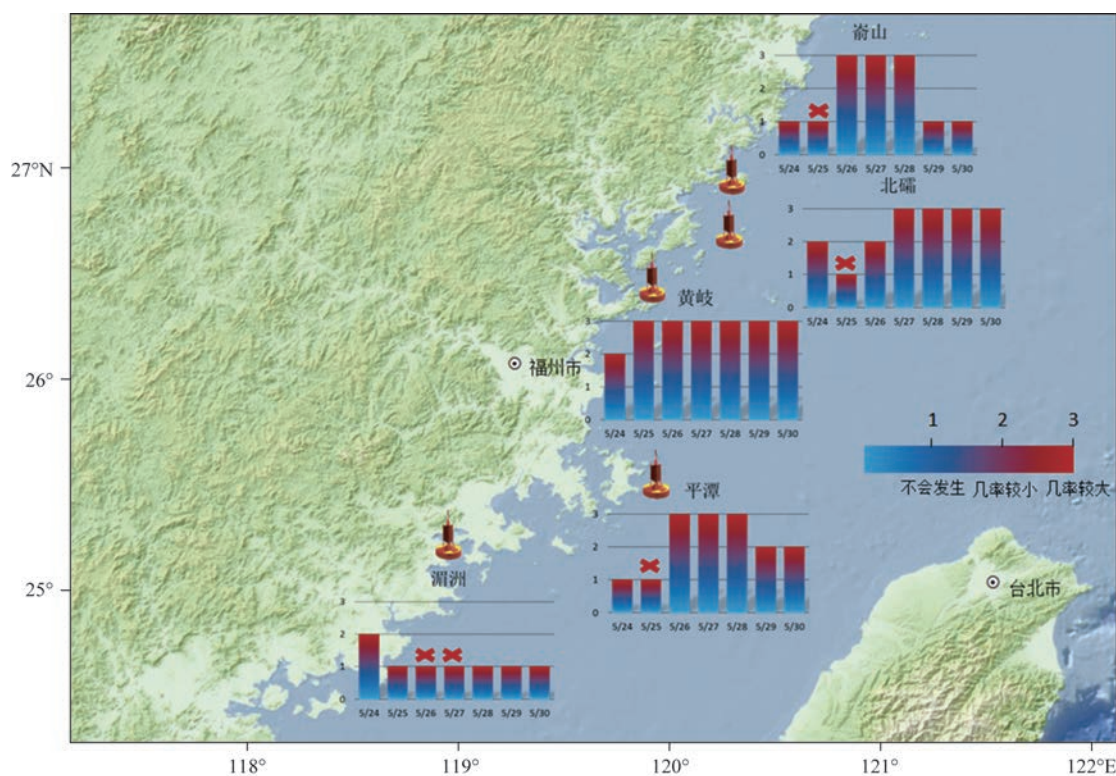


图5 2019年5月24—30日基于嵛山、北礮、黄岐、平潭和湄洲5个浮标数据的预报结果与实际情况对比(×表示预测失败)  
Fig.5 Comparisons between the five monitoring data of buoy Yushan, Beishuang, Huangqi, Pingtan and Meizhou from May 24 to 30, 2019 and the forecasting results (× indicates the failed forecast)

表2 2019年和2020年赤潮短期预报模型预报结果统计

Tab.2 Statistics of the forecast results of the red tide short-term forecast model in 2019 and 2020

年份	时效	赤潮 识别率/%	错误 预警率/%	正确 预报率/%
2019年	24 h	60	6	95
	48 h	53	22	94
	72 h	43	35	92
	96 h	36	48	91
2020年	24 h	55	12	99
	48 h	50	42	97
	72 h	31	58	94
	96 h	35	62	94

低,这说明人工神经网络模型对于数据量的要求是非常高的。

## 5 总结

赤潮短期预报模型基于2005年以来24个生态浮标和5个大浮标的气象、水文等历史数据,利用最新15 d的监测数据构建临时训练数据集。通过训练数据集分别建立BP和RBF神经网络预报模型,并基于遗传算法优化BP神经网络的初始权值和阈值,由固定训练数据集和临时训练数据集共同构建训练数据,进行神经网络模型训练。从2019年和2020年赤潮预报的评估结果可以得出,24 h时效的正确预报率达到95%和99%,赤潮识别率达到60%和55%。赤潮短期预报模型突破了国内传统赤潮预报方法,将人工神经网络利用在赤潮业务化预报中,与国外近年来的研究成果相比<sup>[33]</sup>,赤潮识别率和正确预报率都有所提升。提高观测数据的密集度和质量、创新采用SOM网络对训练数据进行筛选、采用遗传算法对输入参量进行筛选、采用分类预报和集合预报的方法对模型进行优化都是促使预报

效果提升的重要因素。目前此模型在福建沿海运行结果较好,在赤潮业务化预报中具有良好的推广前景和应用价值。

经验表明,生态浮标布放位置、仪器测量的稳定性是制约赤潮预报模型准确度的重要因素,尤其在赤潮高发期时,对与赤潮相关的叶绿素、溶解氧、pH值等这类信号的接收及监测情况直接决定了预报能否成功。很多研究表明富营养化是赤潮发生频率增加的一个重要原因,营养盐是诱发赤潮的一个重要因素<sup>[34-35]</sup>。由于生态浮标缺乏营养盐的监测数据,模型缺少对营养盐参量的学习,会给模型预报准确率造成一定影响,这可能是未来模型优化的一个方向。

### 参考文献:

- [1] 赵冬至, 马志华, 关春江, 等. 中国典型海域赤潮灾害发生规律[M]. 北京: 海洋出版社, 2010.
- ZHAO D Z, MA Z H, GUAN C J, et al. The occurrence pattern of red tide in typical sea areas of China[M]. Beijing: China Ocean Press, 2010.
- [2] 高波, 邵爱杰. 我国近海赤潮灾害发生特征、机理及防治对策研究[J]. 海洋预报, 2011, 28(2): 68-77.
- GAO B, SHAO A J. Study on characteristics, mechanisms and strategies of harmful algal blooms in China coastal waters[J]. Marine Forecasts, 2011, 28(2): 68-77.
- [3] FLEMING L E, KIRKPATRICK B, BACKER L C, et al. Review of Florida red tide and human health effects[J]. Harmful Algae, 2011, 10(2): 224-233.
- [4] WYATT T, ZINGONE A. Population dynamics of red tide dinoflagellates[J]. Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography, 2014, 101: 231-236.
- [5] 矫晓阳. 叶绿素 $\alpha$ 预报赤潮原理探索[J]. 海洋预报, 2004, 21(2): 56-63.
- JIAO X Y. The exploration on the principle of red tide forecasting with chlorophyll  $\alpha$ [J]. Marine Forecasts, 2004, 21(2): 56-63.
- [6] ZHANG J F, BAI Y P, YU J L, et al. Forecast of red tide in the South China Sea by using the variation trend of hydrological and meteorological factors[J]. Marine Science Bulletin, 2006, 8(2): 60-74.
- [7] 李星. 海表温度对连江黄岐赤潮影响的研究[J]. 海洋预报, 2021, 38(3): 95-103.
- LI X. The influence of SST on the red tide near Huangqi in Lianjiang[J]. Marine Forecasts, 2021, 38(3): 95-103.
- [8] 张健, 杨翼, 杨璐, 等. 东海近岸海域赤潮与环境因子的关系[J]. 广东海洋大学学报, 2019, 39(1): 66-70.
- ZHANG J, YANG Y, YANG L, et al. Relationship between red tide occurrence and environmental factors in offshore waters of East China Sea[J]. Journal of Guangdong Ocean University, 2019, 39(1): 66-70.
- [9] 吴玉芳. 赤潮高发期间厦门海域叶绿素值预报方程建立及应用与灾害性赤潮预报模式的研究[J]. 海洋预报, 2012, 29(2): 39-44.
- WU Y F. Establishment of a chlorophyll forecast equation and its application in red tide forecasting in Xiamen offshore area[J]. Marine Forecasts, 2012, 29(2): 39-44.
- [10] 刘沛然, 黄先玉, 柯栋. 赤潮成因及预报方法[J]. 海洋预报, 1999, 16(4): 46-51.
- LIU P R, HUANG X Y, KE D. The general report of red tide mechanisms and prediction[J]. Marine Forecasts, 1999, 16(4): 46-51.
- [11] STUMPF R P, LITAKER R W, LANEROLLE L, et al. Hydrodynamic accumulation of *Karenia* off the west coast of Florida[J]. Continental Shelf Research, 2008, 28(1): 189-213.
- [12] MCGILLICUDDY D J JR, TOWNSEND D W, HE R, et al. Suppression of the 2010 *Alexandrium fundyense* bloom by changes in physical, biological, and chemical properties of the Gulf of Maine[J]. Limnology and Oceanography, 2011, 56(6): 2411-2426.
- [13] 张志锋, 贺欣, 张哲, 等. 渤海富营养化现状、机制及其与赤潮的时空耦合性[J]. 海洋环境科学, 2012, 31(4): 465-468, 483.
- ZHANG Z F, HE X, ZHANG Z, et al. Eutrophication status, mechanism and its coupling effect with algae blooming in Bohai [J]. Marine Environmental Science, 2012, 31(4): 465-468, 483.
- [14] 王丹, 何恩业, 刘桂梅, 等. 秦皇岛北戴河赤潮生物与环境因子之间的关系[J]. 海洋预报, 2013, 30(5): 1-7.
- WANG D, HE E Y, LIU G M, et al. Relationship between red tide organisms and environmental factors in the Beidaihe waters of the Qinhuangdao[J]. Marine Forecasts, 2013, 30(5): 1-7.
- [15] SUGIHARA G, MAY R, YE H, et al. Detecting causality in complex ecosystems[J]. Science, 2012, 338(6106): 496-500.
- [16] 徐海龙, 谷德贤, 张文亮, 等. 基于时间序列的海洋赤潮灾害特征分析[J]. 海洋通报, 2014, 33(4): 469-474.
- XU H L, GU D X, ZHANG W L, et al. Analysis of the red tide features based on time series in the China Sea[J]. Marine Science Bulletin, 2014, 33(4): 469-474.
- [17] 杨建强, 罗先香, 丁德文, 等. 赤潮预测的人工神经网络方法初步研究[J]. 海洋科学进展, 2003, 21(3): 318-324.
- YANG J Q, LUO X X, DING S W, et al. A preliminary study on artificial neural network method for red tide prediction predicting red tide[J]. Advances in Marine Science, 2003, 21(3): 318-324.
- [18] LEE J H W, HUANG Y, DICKMAN M, et al. Neural network modelling of coastal algal blooms[J]. Ecological Modelling, 2003, 159(2-3): 179-201.



- [19] RECKNAGEL F. ANNA-artificial neural network model for predicting species abundance and succession of blue-green algae [J]. *Hydrobiologia*, 1997, 349(1-3): 47-57.
- [20] 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.
- [21] COAD P, CATHERS B, BALL J E, et al. Proactive management of estuarine algal blooms using an automated monitoring buoy coupled with an artificial neural network[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2014, 61: 393-409.
- [22] 厦门大学. 赤潮样本数据筛选方法及计算机可读存储介质: 中国, 202010902619.7[P]. 2020-12-25.  
Xiamen University. Screening method of red tide sample data and computer readable storage medium: CN, 202010902619.7[P]. 2020-12-25.
- [23] 韩力群. 人工神经网络理论、设计及应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2002.  
HAN L Q. Theory, design and application of artificial neural network[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2002.
- [24] WANG L, ZENG Y, CHEN T. Back propagation neural network with adaptive differential evolution algorithm for time series forecasting[J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(2): 855-863.
- [25] ASLANARGUN A, MAMMADOV M, YAZICI B, et al. Comparison of ARIMA, neural networks and hybrid models in time series: tourist arrival forecasting[J]. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 2007, 77(1): 29-53.
- [26] MUTTIL N, CHAU K W. Neural network and genetic programming for modelling coastal algal blooms[J]. *International Journal of Environment and Pollution*, 2006, 28(3-4): 223-238.
- [27] LAKSHMANAN V. Using a genetic algorithm to tune a bounded weak echo region detection algorithm[J]. *Journal of Applied Meteorology*, 2000, 39(2): 222-230.
- [28] SEDKI A, OUAZAR D, EL MAZOUZI E. Evolving neural network using real coded genetic algorithm for daily rainfall - runoff forecasting[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(3): 4523-4527.
- [29] ZHANG A S, ZHANG L. RBF neural networks for the prediction of building interference effects[J]. *Computers & Structures*, 2004, 82(27): 2333-2339.
- [30] MORFIDIS K, KOSTINAKIS K. Comparative evaluation of MFP and RBF neural networks' ability for instant estimation of r/c buildings' seismic damage level[J]. *Engineering Structures*, 2019, 197: 109436.
- [31] 福建省海洋预报台. 业务化赤潮预警方法及计算机可读存储介质: 中国, 202010902630.3[P]. 2021-01-15.  
Fujian Marine Forecasts. Operational red tide warning method and computer-readable storage medium: CN, 202010902630.3[P]. 2021-01-15.
- [32] ANDERSON C R, SAPIANO M R P, PRASAD M B K, et al. Predicting potentially toxigenic *Pseudo-nitzschia* blooms in the Chesapeake Bay[J]. *Journal of Marine Systems*, 2010, 83(3-4): 127-140.
- [33] ANDERSON C R, KUDELA R M, KAHRU M, et al. Initial skill assessment of the California harmful algae risk mapping(C-HARM) system[J]. *Harmful Algae*, 2016, 59: 1-18.
- [34] GLIBERT P M, BURKHOLDER J M, PARROW M W, et al. Direct uptake of nitrogen by *Pfiesteria piscicida* and *Pfiesteria shumwayae*, and nitrogen nutritional preferences[J]. *Harmful Algae*, 2006, 5(4): 380-394.
- [35] LEWITUS A J, HORNER R A, CARON D A, et al. Harmful algal blooms along the north American west coast region: history, trends, causes, and impacts[J]. *Harmful Algae*, 2012, 19: 133-159.

## Short-term forecasting model of red tide based on artificial neural network and its application

LI Xing<sup>1</sup>, DING Wenxiang<sup>2</sup>, LI Xueding<sup>1</sup>, ZHANG Caiyun<sup>2\*</sup>, CHEN Jianqiao<sup>3</sup>

(1. Fujian Marine Forecasts, Fuzhou 350003, China; 2. College of Ocean and Earth Sciences, Xiamen University, Xiamen 361102, China; 3. Southern Marine Science and Engineering Guangdong Laboratory, Zhuhai 519000, China)

**Abstract:** Based on the historical data and real-time monitoring data of 24 ecological buoys and 5 large buoys along the coast of Fujian, this study uses artificial neural network to investigate the operational forecasting of red tide along the coast of Fujian. The short-term red tide forecasting model is composed of Error Back-Propagation (BP) Neural Network and Radical Basis Function Neural Network (RBF). According to the high-frequency

sampling data of all the red tide events along the coast of Fujian, 480 prediction results can be calculated every day. Finally, through judgments on the prediction results, the operational forecasting of red tide occurrence probability level can be obtained in 10 red tide monitoring areas along the coast of Fujian. The red tide short-term forecasting model successfully predicts many red tide events in northern Fujian in late May 2019. The 24-hour Probability of Correct Result (POCR) reaches to 95% (2019) and 99% (2020), and the 24-hour Probability of Detection (POD) reaches to 60% (2019) and 55% (2020).

**Key words:** red tide; Error Back-Propagation Neural Network; Radical Basis Function Neural Network; operational forecast; artificial neural network