

文章编号: 1000-0615(2017)11-1744-12

DOI: 10.11964/jfc.20170510838

基于BP神经网络模型的福建海域赤潮预报方法研究

苏新红^{1*}, 金丰军², 杨奇志², 陈火荣³, 俞秀霞⁴,
李雪丁⁵, 郭民权⁵, 刘秋凤¹, 罗娟¹

(1. 福建省水产研究所, 福建厦门 361013;

2. 厦门市气象台, 福建厦门 361013;

3. 福建省海洋环境与渔业资源监测中心, 福建福州 350003;

4. 厦门市海洋与渔业研究所, 福建厦门 361005;

5. 福建省海洋预报台, 福建福州 350003)

摘要: 赤潮往往给渔业生产和人类的生命安全造成极大的危害, 但由于赤潮的成因十分复杂, 对其进行预报非常困难。本研究收集了福建海区2000年至2016年发生的219个赤潮案例有效数据, 应用BP神经网络人工智能模型建立了其与气温、降水、风速、气压和日照5个气象因子的非线性关系, 并将这些赤潮案例数据与相应的气象指标按闽东、闽中和闽南3个海区, 分别输入模型进行学习、训练与预测。结果显示: 1) 闽东海区53个训练样本45个预测正确, 正确率达84.91%, 3个模拟预测样本全部正确; 2) 闽中海区69个训练样本58个预测正确, 正确率达84.06%, 4个模拟预测样本全部正确; 3) 闽南海区85个训练样本的运算预测结果63个正确, 正确率74.12%, 5个模拟预测样本全部正确, 达到预期的结果。研究表明, 以气象因子为自变量采用BP神经网络模型对赤潮的发生进行预测是可行的, 该方法可为赤潮的预测提供新的途径。

关键词: BP神经网络模型; 赤潮; 预报; 福建海区

中图分类号: X 43

文献标志码: A

赤潮是海洋中某一种或几种浮游生物在特定环境条件下高度聚集或暴发性繁殖, 引起海水变色, 影响和危害其他海洋生物正常生长、生存的海洋生态异常现象。某些有毒生物的赤潮危害性极大, 给渔业生产造成重大经济损失, 甚至危及人类的生命。赤潮已成为全球性的海洋灾害之一, 因而被喻为“红色幽灵”^[1]。

赤潮形成的原因和机理十分复杂, 它是海洋中的生物、物理、化学、水文、气候等诸多因素共同影响的结果, 因此对赤潮的预警、预报是十分困难的。即使如此, 人类对赤潮的研究从未间断过。国内外有关赤潮的预测、预报研究已有较多报道, 不同学者从不同方面、采

用不同的方法对赤潮的成因进行了探讨^[2-3]。王爱军等^[4]用单因素(光照)对东海赤潮高发区春季硅藻生长的影响进行了探讨; 黄小平等^[5]利用20年的相关资料研究认为赤潮的发生与气象、水文、化学及生物等环境条件之间的关系密切; 曾银东等^[6]利用2001—2010年厦门湾的赤潮资料, 研究认为热带气旋可能诱发赤潮的发生; 还有学者探讨了气温、气压、降雨量、光照等气象因子与赤潮的关系^[7-10], 认为春、夏季, 当海域雨水充沛时, 光照、风向、风速、气温、气压等因子均可作为预报发生赤潮的因子, 这些研究多数从定性的角度进行探讨。近年来, 许多学者开始从定量方面、采用各种数学模型

收稿日期: 2017-05-12 修回日期: 2017-08-03

资助项目: 福建省海洋与渔业结构调整专项(2015); 福建省海洋与渔业厅科技外经外事处: 基于BP神经网络的海区赤潮预警
预报模型研究(闽海渔科2015005)

通信作者: 苏新红, E-mail: 857013703@qq.com

对赤潮进行研究, 谢中华等^[11]建立了赤潮预报混合回归模型; 张承慧等^[12]建立了基于IOWA算子的赤潮LMBP神经网络组合预测模型; 柴永强等^[13]基于决策树的MODIS影像智能监测赤潮技术和基于神经网络技术预报赤潮等^[14-17]。然而这些研究所涉及的数据大多有赖于赤潮发生后的调查数据, 数据调查相对困难、成本高, 数据的统计分析滞后、时效性差。但就目前的研究趋势分析, 借助现代数字技术, 利用现有的各种数理模型理论, 建立适当的数理模型对赤潮预警、预报是当今赤潮研究的主要趋势, 而BP(back propagation)神经网络(误差反向传递学习算法)模型正是其中最为流行、实用的方法之一。但迄今尚未见到利用BP神经网络模型建立气象因素与赤潮的关系来预测赤潮。鉴于目前在日常生产中, 渔(农)民仍然主要依据气象预报来组织各项生产活动, 而在所有自然现象预报中, 气象预报最为准确, 且具有数据取得容易、完整性、超前性好、成本低等优点。为此, 本研究收集了福建省沿海海域17年的赤潮案例数据与相应的气象预报数据, 探讨利用BP神经网络理论来预测赤潮的发生, 旨在为赤潮灾害的防控提供参考。

1 材料与方法

1.1 赤潮与气象数据来源

赤潮数据收集自福建沿海13个市(县、区)2000至2016年间发生的赤潮案例, 每个赤潮样本收集其发生的时间、地点、持续天数、影响面积、是否有毒、优势藻种和经济损失情况

等。气象资料由福建省气象台及其沿海各相关市(县、区)气象站提供。设影响每个赤潮样本发生程度的气象因素指标集是由气温、降水、风速、气压和日照5个因子构成, 对于每一个赤潮样本, 分别收集其发生时相对应区域前5天内的5个气象因子数据, 即最高、最低值和出现的日期, 然后计算其平均值作为模型学习与训练的输入值(x_k)。

1.2 赤潮等级的划分与赋值

为便于模型的识别、学习与预测, 需要对赤潮的预报结果进行等级划分与赋值。参照国家海洋局2008年发布的《赤潮灾害应急预案》^[18]和福建省海洋与渔业厅2014年发布的《福建省赤潮灾害应急预案》^[19]赤潮灾害等级标准, 并结合模型运行的具体情况, 将赤潮危害标准定为重度、较重度、中度、轻度和轻微(或不发生)5个等级, 分别对应赋值0.9、0.7、0.5、0.3、0.1; 其中, 重度、较重度和中度3个等级的标准分别对应《福建省赤潮灾害应急预案》赤潮灾害3个应急响应等级。

1.3 BP模型的原理与构建

根据BP算法^[20]设计一个多层次网络(图1), 建立一个包含输入层、隐含层和输出层的人工智能神经网络模型。其原理: 对于输入信号 x_k , 首先要向前传播至隐含层, 数据经作用函数处理后, 再将隐含层节点的输出信号传输到输出节点, 最后给出输出结果 Y_k (预报结果), 以Sigmoid函数 $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{x}{Q}}}$ 作为节点的激励作用函数(Q为参数)。

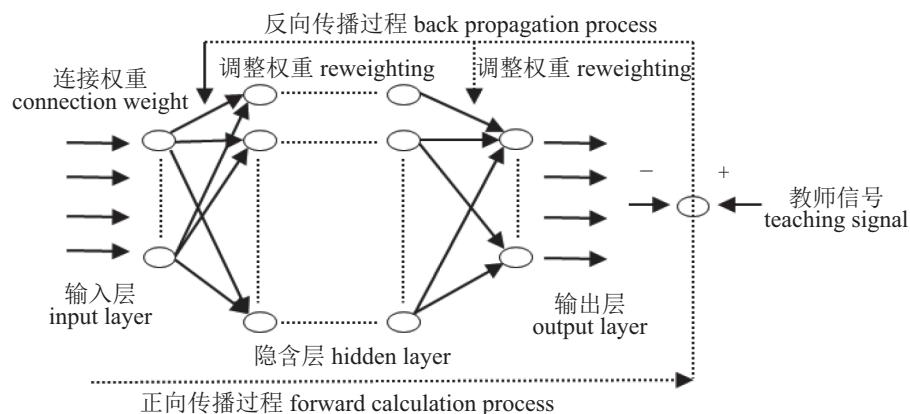


图1 BP神经网络模型结构及计算过程示意图

Fig. 1 Schematic of BP neural network model and calculation process

模型的学习过程既有正向传播，也有反向传播。在正向传播过程中，输入信息从输入层经隐含层逐层处理，再传至输出层，每一层神经元的状态只影响下一层神经元状态，若输出层得不到预期的结果，则转入反向传播，将误差信号沿着原来的连接通道返回，通过修改各层神经元的权重值 W_{ij} ，当误差信号小于设定的允许值，模型学习结束并输出预测结果。

模型的数学演绎过程：设有n个任意网络，各节点的特性为Sigmoid型。为简便过程，指定模型只有一个输出Y，设任一节点i的输出为 O_i ，并设有n个样本(x_k, y_k)($k=1, 2, 3, \dots, n$)，对某一输入 X_k ，其网络输出为 Y_k ，节点i的输出为 O_{ik} ，节点j的输入为 $net_{jk} = \sum_i W_{ij} O_{ik}$ ，并将误差函数定义为 $E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (Y_k - \bar{Y}_k)^2$ ， \bar{Y}_k 为网络实际输出，定义 $E_k = (Y_k - \bar{Y}_k)^2$ ， $\delta_{jk} = \frac{\partial E_k}{\partial net_{jk}}$ ，且 $O_{jk} = f(net_{jk})$ ，于是 $\frac{\partial E_k}{\partial W_{ij}} = \frac{\partial E_k}{\partial net_{jk}} \frac{\partial net_{jk}}{\partial W_{ij}} = \frac{\partial E_k}{\partial net_{jk}} O_{ik} = \delta_{jk} O_{ik}$ ，当j为输出节点时， $O_{jk} = \bar{Y}_k$ ， $\delta_{jk} = \frac{\partial E_k}{\partial \bar{Y}_k} \frac{\partial \bar{Y}_k}{\partial net_{jk}} = -(Y_k - \bar{Y}_k) f'(net_{jk})$ ，(1)

若j不是输出节点，则有：

$$\begin{aligned}\delta_{jk} &= \frac{\partial E_k}{\partial net_{jk}} = \frac{\partial E_k}{\partial O_{jk}} \frac{\partial O_{jk}}{\partial net_{jk}} = \frac{\partial E_k}{\partial O_{jk}} f'(net_{jk}), \\ \frac{\partial E_k}{\partial O_{jk}} &= \sum_m \frac{\partial E_k}{\partial net_{mk}} \frac{\partial net_{mk}}{\partial O_{jk}} = \\ &\quad \sum_m \frac{\partial E_k}{\partial net_{mk}} \frac{\partial \sum_i W_{mi} O_{ik}}{\partial O_{jk}} = \\ &\quad \sum_m \frac{\partial E_k}{\partial net_{mk}} \sum_i W_{mj} = \sum_m \delta_{mk} W_{mj}\end{aligned}$$

因此

$$\left\{ \begin{array}{l} \delta_{jk} = f'(net_{jk}) \sum_m \delta_{mk} W_{mj} \\ \frac{\partial E_k}{\partial W_{ij}} = \delta_{mk} O_{ik} \end{array} \right. \quad (2)$$

如果有m层，而第m层仅含输出节点，第一层为输入节点，则BP算法：

首先，选取初始权值W；其次，重复下述过程直至收敛：

1)对于k=1到n

a)计算 O_{ik} ， net_{jk} ，和 \bar{Y}_k 的值(正向过程)；

b)对各层从M到2反向计算(反向过程)；

2)对同一节点 $j \in M$ ，由式(1)和(2)计算 δ_{jk}

最后，修正权值， $W_{ij} = W_{ij} - \frac{\partial E}{\partial W_{ij}}$ ， $\mu > 0$ ，

其中， $\frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = \sum_k^N \frac{\partial E_k}{\partial W_{ij}}$ 。

模型实质上是将一组样本的I/O问题转化为非线性优化问题。

1.4 模型各参数的设置

模型输入、输出和隐含层节点(变量数)

设置5个输入层节点 x_k ($k=1, 2, \dots, 5$)即气温、降水、风速、气压和日照5个因子。设置1个输出层神经元节点即本研究的预报结果 y_k ($k=1$)。隐含层节点一般按经验或按输入层节点数的75%递减(本案选4和3)。在实际系统训练时，可进行比较直至结果满意为止。

最小训练速率 该参数由经验确定，训练速率越大，权重变化越大，收敛越快；但训练速率过大，易引起系统振荡。因此，训练速率在不导致振荡的前提下，越大越好，本研究该值取0.1。

动态参数 该系数的选择也是根据经验，取值介于0.6~0.8，本研究取0.6。

Sigmoid参数 该参数取0.9。

允许误差 一般取值0.001~0.000 01，当2次迭代结果的误差小于该值时，系统结束迭代计算，给出结果。

最大迭代次数 由于系统的计算并不能保证在各种参数配置下迭代结果收敛，当迭代结果不收敛时，允许最大的迭代次数，本研究一般取5000次。

数据转换 为了消除各变量量纲的差异，在数据分析前需对数据做归一化处理，本研究一般采用自然对数或平方根数据转换方法。该转换方式是根据经验来选择，以获得理想结果为准。

预报结果判定 根据模型的训练经验，结合本研究设定的赤潮等级赋值，当模型预测结果的残差绝对值小于0.1即认为预测正确，否则为预测错误；当总体样本残差标准差值小于0.1时，即可结束模型训练，给出预报结果。

本研究的数据分析均使用DPS数据处理软件完成^[20]。

2 结果与分析

本研究收集的2000—2016年发生赤潮与气象的有效数据(表1), 共计219例(即样本数n=219), 考虑到福建海域从南到北跨越的纬度较

大, 气象因子差异明显, 将整个海域按地理位置划分为闽东(福鼎、霞浦、蕉城)、闽中(罗源、连江、福州、长乐、福清、平潭、莆田)和闽南(泉州、厦门、漳州)3个海域, 并将收集的样本数据分别输入建模训练。

表 1 2000—2016年福建海区发生的赤潮案例与相应的气象因子数据

Tab. 1 The red tide and corresponding meteorological data in the Fujian sea area from 2000 to 2016

赤潮编号代码 red tide code	发生地点 place of occurrence	序号 no.	平均气温/°C mean temp.	平均降水/mm mean precipitation	平均风速/(m/s) mean wind speed	平均气压/hPa mean pressure	平均日照/h mean sunshine	等级赋值 grade value
200304ND I	宁德市福鼎秦川湾牛郎岗	1	20.7000	1.9000	1.0000	1009.1000	2.6000	0.5000
200316ND I	宁德市福鼎台山列岛	2	21.4000	10.0000	1.0000	1007.7000	3.4000	0.5000
200403ND I	宁德市福鼎沙埕	3	20.7000	6.7000	1.6000	1008.4000	5.7000	0.5000
200405ND I	宁德市福鼎沙埕	4	23.0000	12.7000	1.2000	1005.4000	4.6000	0.5000
200408ND I	宁德市福鼎台山	5	23.6000	0.0000	1.5000	1005.8000	9.9000	0.7000
200807ND I	宁德市福鼎台山列岛海域	6	21.5000	2.2000	1.5000	1006.6000	3.4000	0.5000
.....
201502XMVIII	厦门同安湾、宝珠屿	210	15.5400	0.3000	2.3000	1003.0800	4.2600	0.5000
201503XMVIII	厦门西海域、五缘湾	211	27.8000	13.6000	2.3800	1191.0000	8.3400	0.5000
201504XMVIII	厦门大嶝白哈礁	212	27.5000	2.6600	1.4000	1006.4600	7.1000	0.3000
201601XMVIII	厦门同安湾	213	13.8600	1.3000	1.3200	1017.4200	1.4000	0.5000
201602XMVIII	厦门五缘湾	214	27.9000	7.1000	2.8000	992.6800	6.1000	0.3000
200601ZZ X	漳州市东山县铜陵南部海域	215	17.0000	4.8000	4.6000	1010.1000	6.1000	0.5000
200613ZZ X	漳州市东山县湾内及湾外海域	216	27.0000	33.5000	3.0000	1002.6000	4.9000	0.7000
200702ZZ X	漳州市东山县东山湾	217	17.0000	1.5000	4.6000	1013.0000	5.6000	0.5000
200904ZZ IX	漳州市龙海市台湾海峡东碇岛	218	25.1000	0.0000	3.2000	1008.0000	9.8000	0.7000
201405ZZ VIII-IX	漳州龙海市后石港海域	219	19.2000	10.9000	1.8000	1011.1000	0.7000	0.5000

2.1 闽东海区样本训练与预测结果

在闽东海域的模型分析中, 当数据选择自然对数转换, 输入层节点5、输出层节点1、隐含层节点选择4和3、最小训练速率值取0.1、动态参数取0.6、允许误差取0.000 01、最大迭代次数取5000次、Sigmoid参数取0.9时, 将该海区56个总体样本数据输入模型执行训练运算, 当训练样本(training sample, TS)的模型计算输出值、预测输出值(model calculation value, MCA)与其相应的实际观测值(actual observed value, AOV)二者的残差标准差(RSE)分别为0.0842和0.0671(均小于0.1)时, 训练结束, 系统给出训练和预测结果(图2、图3和表2)。可以认为, BP模型经过闽东

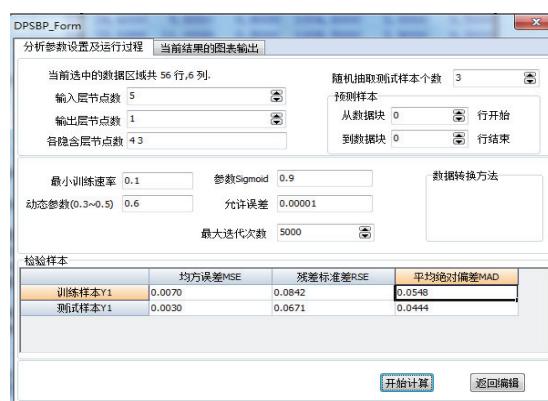


图 2 闽东海域BP模型分析参数设置

Fig. 2 Parameters and settings for BP model operation in eastern Fujian sea area

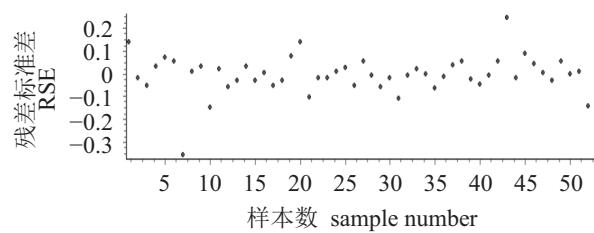


图3 闽东海域BP模型分析残差标准差分布图

Fig. 3 Distribution of RSE calculated from BP model in eastern Fujian sea area

表2 闽东海域赤潮BP模型计算值与实际观测值比较

Tab. 2 Values calculated by the BP model compared with the actual observed values in the eastern waters of Fujian

训练样本序号 training sample no.	模型计算值 model calculation value	实际观测值 actual observed value	残差 residual error	训练样本序号 training sample no.	模型计算值 model calculation value	实际观测值 actual observed value	残差 residual error
1	0.3610	0.5000	-0.1390	35	0.4809	0.5000	-0.0191
3	0.5172	0.5000	0.0172	36	0.4994	0.5000	-0.0006
4	0.5500	0.5000	0.0500	37	0.3626	0.3000	0.0626
5	0.6670	0.7000	-0.0330	38	0.5149	0.5000	0.0149
6	0.4283	0.5000	-0.0717	39	0.4615	0.5000	-0.0385
7	0.4451	0.5000	-0.0549	40	0.4464	0.5000	-0.0536
8	0.6586	0.3000	0.3586	41	0.5263	0.5000	0.0263
10	0.4928	0.5000	-0.0072	42	0.3491	0.3000	0.0491
11	0.4672	0.5000	-0.0328	43	0.7061	0.7000	0.0061
12	0.4463	0.3000	0.1463	44	0.4433	0.5000	-0.0567
13	0.4809	0.5000	-0.0191	45	0.6523	0.9000	-0.2477
14	0.3585	0.3000	0.0585	46	0.7198	0.7000	0.0198
15	0.7282	0.7000	0.0282	47	0.4096	0.5000	-0.0904
16	0.6701	0.7000	-0.0299	48	0.4588	0.5000	-0.0412
17	0.5320	0.5000	0.0320	49	0.4937	0.5000	-0.0063
18	0.4952	0.5000	-0.0048	51	0.7275	0.7000	0.0275
19	0.3513	0.3000	0.0513	52	0.8438	0.9000	-0.0562
20	0.5295	0.5000	0.0295	53	0.4999	0.5000	-0.0001
21	0.6249	0.7000	-0.0751	54	0.6931	0.7000	-0.0069
22	0.3607	0.5000	-0.1393	55	0.4459	0.3000	0.1459
23	0.4038	0.3000	0.1038	56	0.3649	0.3000	0.0649
24	0.5164	0.5000	0.0164	均方误差 MSE			
25	0.5205	0.5000	0.0205	残差标准差 RSE			
26	0.4910	0.5000	-0.0090	平均绝对偏差 MAD			
27	0.6713	0.7000	-0.0287	预测样本序号 TS no.			
28	0.3544	0.3000	0.0544	2	0.5816	0.5000	0.0816
29	0.4422	0.5000	-0.0578	9	0.4517	0.5000	-0.0483
30	0.3067	0.3000	0.0067	50	0.6967	0.7000	-0.0033
31	0.3585	0.3000	0.0585	均方误差 MSE			
32	0.5195	0.5000	0.0195	残差标准差 RSE			
33	0.4096	0.3000	0.1096	平均绝对偏差 MAD			
34	0.3062	0.3000	0.0062	0.0671			

海区53(2、9、50号为系统随机抽取的测试样本, 不参与训练)个样本的学习与训练, 可以提取有效的经验, 并作出令人满意的预测, 53个训练样本中45个预测正确(错误8个), 正确率84.91%, 预测样本3个全部正确。

2.2 闽中海区样本训练与预测结果

在闽中海区的模型分析中, 当数据选择平方根转换, 可以看出, 输入层节点5、输出层节点1、隐含层节点选择4和3、最小训练速率值取

0.1、动态参数取0.6、允许误差取0.000 01、最大迭代次数取5000次、Sigmoid参数取0.9时, 将该海区73个总体样本数据输入模型执行训练与运算, 当训练样本输出值、预测输出值与其相应的实际观测值二者的RSE值分别为0.0792和0.0632(同时小于0.1), 模型训练结束, 系统给出训练和预测结果(图4、图5和表3)。可以得出, BP模型经过闽中海区69(20、25、32、37号为随



图4 闽中海域BP模型分析参数设置

Fig. 4 Parameters and settings for BP model operation in central Fujian sea area

机抽样的测试样本, 不参与训练)个样本的学习与训练, 可以提取有效的经验, 并作出令人满意的预测, 69个训练样本中58个预测正确(错误11个), 正确率84.06%, 4个模拟预测样本全部正确。

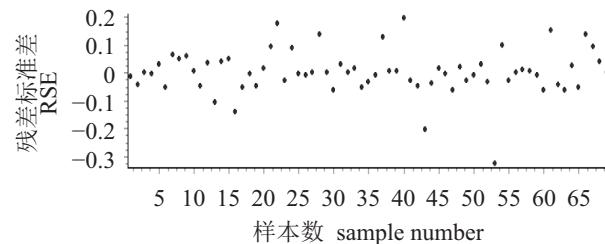


图5 闽中海域BP模型分析残差标准差分布图

Fig. 5 Distribution of RSE calculated from BP model in central Fujian sea area

2.3 闽南海区样本训练与预测结果

在闽南海域的模型分析中, 当数据选择平方根转换, 可以看出, 输入层节点5、输出层节点1、隐含层节点选择4和3、最小训练速率值取0.1、动态参数取0.6、允许误差取0.000 01、最大迭代次数取5000次、Sigmoid参数取0.9时, 将该海区90(5、15、34、56、75号为随机取样的测试

表3 闽中海域赤潮BP模型计算值与实际观测值比较

Tab. 3 Values calculated by the BP model compared with the actual observed values in the central Fujian sea area

训练样本序号 training sample no.	模型计算值 model calculation value	实际观测值 actual observed value	残差 residual error	训练样本序号 training sample no.	模型计算值 model calculation value	实际观测值 actual observed value	残差 residual error
1	0.5140	0.5000	0.0140	46	0.5466	0.5000	0.0466
2	0.1438	0.1000	0.0438	47	0.5035	0.3000	0.2035
3	0.7000	0.7000	0.0000	48	0.5407	0.5000	0.0407
4	0.5027	0.5000	0.0027	49	0.4824	0.5000	-0.0176
5	0.4692	0.5000	-0.0308	50	0.5035	0.5000	0.0035
6	0.5522	0.5000	0.0522	51	0.5623	0.5000	0.0623
7	0.4360	0.5000	-0.0640	52	0.4797	0.5000	-0.0203
8	0.4518	0.5000	-0.0482	53	0.3307	0.3000	0.0307
9	0.4423	0.5000	-0.0577	54	0.5095	0.5000	0.0095
10	0.4962	0.5000	-0.0038	55	0.4702	0.5000	-0.0298
11	0.3476	0.3000	0.0476	56	0.5337	0.5000	0.0337
12	0.4657	0.5000	-0.0343	57	0.4269	0.1000	0.3269
13	0.4052	0.3000	0.1052	58	0.3994	0.5000	-0.1006
14	0.6594	0.7000	-0.0406	59	0.5308	0.5000	0.0308
15	0.4483	0.5000	-0.0517	60	0.4998	0.5000	-0.0002

· 续表3 ·

训练样本序号 training sample no.	模型计算值 model calculation value	实际观测值 actual observed value	残差 residual error	训练样本序号 training sample no.	模型计算值 model calculation value	实际观测值 actual observed value	残差 residual error
16	0.4416	0.3000	0.1416	61	0.4915	0.5000	-0.0085
17	0.5522	0.5000	0.0522	62	0.4924	0.5000	-0.0076
18	0.5064	0.5000	0.0064	63	0.3084	0.3000	0.0084
19	0.5487	0.5000	0.0487	64	0.5609	0.5000	0.0609
21	0.4861	0.5000	-0.0139	65	0.5495	0.7000	-0.1505
22	0.4080	0.5000	-0.0920	66	0.3409	0.3000	0.0409
23	0.5248	0.7000	-0.1752	67	0.3619	0.3000	0.0619
24	0.5297	0.5000	0.0297	68	0.6740	0.7000	-0.0260
26	0.4111	0.5000	-0.0889	69	0.5542	0.5000	0.0542
27	0.3057	0.3000	0.0057	70	0.5616	0.7000	-0.1384
28	0.5077	0.5000	0.0077	71	0.4069	0.5000	-0.0931
29	0.5007	0.5000	0.0007	72	0.2624	0.3000	-0.0376
30	0.5621	0.7000	-0.1379	73	0.6997	0.7000	-0.0003
31	0.6990	0.7000	-0.0010	均方误差 MSE		0.0062	
33	0.5623	0.5000	0.0623	残差标准差 RSE		0.0792	
34	0.4708	0.5000	-0.0292	平均绝对偏差 MAD		0.0522	
35	0.2993	0.3000	-0.0007	预测样本序号 TS no.			
36	0.4854	0.5000	-0.0146	20	0.5623	0.5000	0.0623
38	0.5524	0.5000	0.0524	25	0.4114	0.5000	-0.0886
39	0.5310	0.5000	0.0310	32	0.5090	0.5000	0.0090
40	0.3069	0.3000	0.0069	37	0.4877	0.5000	-0.0123
41	0.3729	0.5000	-0.1271	均方误差 MSE		0.0030	
42	0.2934	0.3000	-0.0066	残差标准差 RSE		0.0632	
43	0.4932	0.5000	-0.0068	平均绝对偏差 MAD		0.0431	
44	0.5035	0.7000	-0.1965				
45	0.5280	0.5000	0.0280				

样本, 不参与训练)个总体样本数据输入模型执行训练与预测训练, 当训练样本输出值、预测输出值与其相应的实际观测值二者的RSE分别为0.0918和0.0551时(均小于0.1), 模型训练结束, 系统给出训练和预测结果(图6、图7和表4)。可以得出, BP模型经过闽南海区85个样本的学习与训练, 可以提取有效的经验, 并作出令人满意的预测, 85个训练样本的运算预测结果中63个正确, 22个错误, 即训练样本可发出正确预测的比率达74.12%。而5个预测样本全部正确。

3 讨论

3.1 模型各参数的选择与设置

根据模型学习与训练的经验, 其隐含层节点、最小训练速率、动态参数、Sigmoid参数等的设置按文献[20]中的提示设置即可, 对模型的运行结果影响不明显。而对于允许误差、最大迭代次数、数据转换3个参数, 需细心地调试; 允许误差参数, 理论上可以选择从百分之一到千万分之一(0.01~0.000 000 1), 但就本研究而



图 6 闽南海域BP模型分析参数设置

Fig. 6 Parameters and settings for BP model operation in south Fujian sea area

言,一般设置为0.0001~0.000 01即可,过度地降低误差值只会耗费计算机资源和时间。最大迭代次数一般选择5000次为好,但这样需较长的运

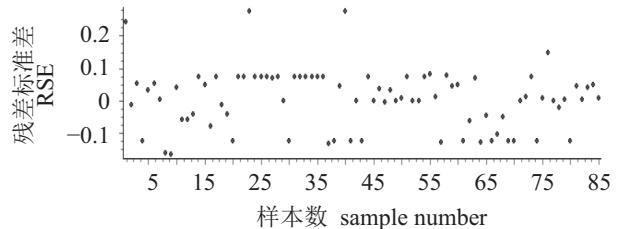


图 7 闽南海域BP模型分析残差标准差分布图

Fig. 7 Distribution of RSE calculated from BP model in south Fujian sea area

表 4 闽南海域赤潮BP模型计算值与实际观测值比较

Tab. 4 Values calculated by the BP model compared with the actual observed values in the south Fujian sea area

训练样本序号 training sample no.	模型计算值 model calculation value	实际观测值 actual observed value	残差 residual error	训练样本序号 training sample no.	模型计算值 model calculation value	实际观测值 actual observed value	残差 residual error
1	0.4582	0.7	-0.2418	53	0.4934	0.5	-0.0066
2	0.3107	0.3	0.0107	54	0.4245	0.5	-0.0755
3	0.6468	0.7	-0.0532	55	0.4995	0.5	-0.0005
4	0.4245	0.3	0.1245	57	0.4995	0.5	-0.0005
6	0.6666	0.7	-0.0334	58	0.4245	0.5	-0.0755
7	0.6468	0.7	-0.0532	59	0.4160	0.5	-0.0840
8	0.4976	0.5	-0.0024	60	0.4887	0.5	-0.0113
9	0.4593	0.3	0.1593	61	0.4289	0.3	0.1289
10	0.4650	0.3	0.1650	62	0.4239	0.5	-0.0761
11	0.4585	0.5	-0.0415	63	0.4537	0.5	-0.0463
12	0.3576	0.3	0.0576	64	0.6518	0.7	-0.0482
13	0.3576	0.3	0.0576	65	0.4257	0.3	0.1257
14	0.3417	0.3	0.0417	66	0.5614	0.5	0.0614
16	0.4245	0.5	-0.0755	67	0.4312	0.5	-0.0688
17	0.4521	0.5	-0.0479	68	0.4267	0.3	0.1267
18	0.3786	0.3	0.0786	69	0.3437	0.3	0.0437
19	0.4245	0.5	-0.0755	70	0.4245	0.3	0.1245
20	0.5133	0.5	0.0133	71	0.4024	0.3	0.1024
21	0.5428	0.5	0.0428	72	0.3502	0.3	0.0502
22	0.4228	0.3	0.1228	73	0.4245	0.3	0.1245
23	0.4245	0.5	-0.0755	74	0.4245	0.3	0.1245
24	0.4245	0.5	-0.0755	76	0.4996	0.5	-0.0004
25	0.4245	0.7	-0.2755	77	0.4899	0.5	-0.0101
26	0.4245	0.5	-0.0755	78	0.4245	0.5	-0.0755

· 续表4 ·

训练样本序号 training sample no.	模型计算值 model calculation value	实际观测值 actual observed value	残差 residual error	训练样本序号 training sample no.	模型计算值 model calculation value	实际观测值 actual observed value	残差 residual error
27	0.4245	0.5	-0.0755	79	0.4245	0.3	0.1245
28	0.4245	0.5	-0.0755	80	0.4928	0.5	-0.0072
29	0.4306	0.5	-0.0694	81	0.3501	0.5	-0.1499
30	0.4245	0.5	-0.0755	82	0.4996	0.5	-0.0004
31	0.5005	0.5	0.0005	83	0.3222	0.3	0.0222
32	0.4245	0.3	0.1245	84	0.4967	0.5	-0.0033
33	0.4245	0.5	-0.0755	85	0.4255	0.3	0.1255
35	0.4245	0.5	-0.0755	86	0.4560	0.5	-0.0440
36	0.4245	0.5	-0.0755	87	0.6957	0.7	-0.0043
37	0.4245	0.5	-0.0755	88	0.4576	0.5	-0.0424
38	0.4251	0.5	-0.0749	89	0.6499	0.7	-0.0501
39	0.4245	0.5	-0.0755	90	0.4930	0.5	-0.0070
40	0.4335	0.3	0.1335	均方误差 MSE			
41	0.4245	0.3	0.1245	残差标准差 RSE			
42	0.4558	0.5	-0.0442	平均绝对偏差 MAD			
43	0.4263	0.7	-0.2737	预测样本序号 TS no.			
44	0.4245	0.3	0.1245	5	0.4816	0.5	-0.0184
45	0.6998	0.7	-0.0002	15	0.5088	0.5	0.0088
46	0.4245	0.3	0.1245	34	0.4470	0.5	-0.0530
47	0.4245	0.5	-0.0755	56	0.4245	0.5	-0.0755
48	0.4995	0.5	-0.0005	75	0.4432	0.5	-0.0568
49	0.4617	0.5	-0.0383	均方误差 MSE			
50	0.5055	0.5	0.0055	残差标准差 RSE			
51	0.4664	0.5	-0.0336	平均绝对偏差 MAD			
52	0.3000	0.3	0.0000				

算时间。关于数据标准化的转换方式一般选择自然对数或平方根转换方式，这两种转换方式的运算结果差别不明显，而选择标准化转换方式与前二者的区别较大，一般不太容易得出满意的结果。

3.2 模型预测结果的判断

根据本模型的运算经验，预测是否达到满意的结果主要根据均方误差(MSE)、残差标准差(RSE)、平均绝对偏差(MAD)3个指标来判断，其中残差标准差尤为重要，就本研究而言，不论

样本的训练结果或者预测结果，只要二者的残差标准差值同时出现小于0.1的情况，即可结束模型的学习与训练，所得出的结果较为理想。

3.3 模型预测海区的划分

如果将全省海区收集到的全部219个有效赤潮样本输入模型进行学习与训练，其总体样本的残差标准差基本稳定在0.1200左右，其训练与预测的准确率在60%左右，正确率明显偏低，这可能除了与全省海区从南到北纬度跨度大、气象因子差异较大有关外，还与全省不同海区水

文条件如水温、盐度、海浪、海流潮汐、水体中各种营养盐要素以及赤潮藻种等因素有关。另外,如此大范围的预测对实际生产的指导意义不大,如果把全省海域分成闽东、闽中、闽南3个海区,将其样本分别输入模型训练与预测,只要不断地进行重复训练,均会得到理想的结果,其准确率一般能达到70%~80%,如能耐心、细致地调试与训练,准确率甚至可以更高。为此建议,如果条件允许,能收集到足够大的样本数,建议尽量细化海区至各市(县、区),这样对实际生产更具有指导意义。

4 结论

本研究通过收集从2000年到2016年发生在福建海区的219个赤潮案例,应用BP神经网络模型建立了赤潮灾害与气温、降水、风速、气压和日照5个气象因子的非线性关系,并将这些赤潮案例数据与相应的气象因子分为闽东、闽中和闽南3个海区分别输入模型进行学习与训练,并按5%比例分别随机抽取若干数量的案例进行模拟预测,其准确率在70%以上,表明以气象因子为自变量采用BP神经模型对赤潮的发生进行预测是可行的。该方法可为赤潮的预测提供新的途径。

今后希望相关部门能更科学、规范地收集、记录赤潮案例数据,不断地充实样本数据库,同时尽量地细化海区范围,并借助当今电脑数字技术、大数据技术,使模型的学习与训练日臻完善。

参考文献:

- [1] 叶丽娜. 赤潮监测预警系统的建设[J]. 厦门科技, 2007(2): 44-47.
Ye L N. The construction of red tide monitoring and warning system[J]. Xiamen Science & Technology, 2007(2): 44-47(in Chinese).
- [2] 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 Z H. 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(in Chinese).
- [3] 俞秀霞. 厦门同安湾海域一次三相型赤潮及其成因分析[J]. 福建水产, 2012, 34(3): 201-207.
Yu X X. A triphase red tide in Xiamen Seas and its causes analysis[J]. Journal of Fujian Fisheries, 2012, 34(3): 201-207(in Chinese).
- [4] 王爱军, 王修林, 王江涛, 等. 光照对东海赤潮高发区春季硅藻生长的影响[J]. 中国海洋大学学报(自然科学版), 2006, 36(s1): 173-178.
Wang A J, Wang X L, Wang J T, et al. The light-dependent growth of diatom in high frequency HAB occurrence areas in the East China Sea in spring[J]. Journal of Ocean University of China, 2006, 36(s1): 173-178(in Chinese).
- [5] 黄小平, 黄良民, 谭烨辉, 等. 近海赤潮发生与环境条件之间的关系[J]. 海洋环境科学, 2002, 21(4): 63-69.
Huang X P, Huang L M, Tan Y H, et al. Relationship between red tide and environmental conditions in coastal waters[J]. Marine Environmental Science, 2002, 21(4): 63-69(in Chinese).
- [6] 曾银东, 陈剑桥, 李雪丁. 近十年厦门湾赤潮发生与热带气旋的关系研究[J]. 海洋预报, 2011, 28(4): 24-28.
Zeng Y D, Chen J Q, Li X D. Study on the relationship between red tides and tropical cyclones at the Xiamen Bay[J]. Marine Forecasts, 2011, 28(4): 24-28(in Chinese).
- [7] 邹涛, 叶凤娟, 刘秀梅, 等. 天津近海赤潮发生的环境条件分析[J]. 海洋预报, 2007, 24(4): 81-85.
Zhou T, Ye F J, Liu X M, et al. Environment conditions analysis of red tide occurrence in Tianjin coastal[J]. Marine Forecasts, 2007, 24(4): 81-85(in Chinese).
- [8] 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, 1(28): 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, 1(28): 68-77(in Chinese).
- [9] 林祖享, 梁舜华. 探讨影响赤潮的物理因子及其预报[J]. 海洋环境科学, 2002, 21(2): 1-5.
Lin Z X, Liang S H. Study and forecasting on red tide caused by marine physical factors[J]. Marine Environmental Science, 2002, 21(2): 1-5(in Chinese).
- [10] 梁爱萍, 张涛, 刘伟. 烟台市四十里湾海域赤潮预报方法研究[J]. 烟台大学学报(自然科学与工程版), 2007, 20(4): 305-308.
Liang A P, Zhang T, Liu W. Red tide forecasting method

- for Yantai Sishili Bay Waters[J]. Journal of Yantai University(Natural Science and Engineering Edition), 2007, 20(4): 305-308(in Chinese).
- [11] 谢中华, 王洪礼, 史道济, 等. 运用混合回归模型预报赤潮[J]. 海洋技术, 2004, 23(1): 27-30.
Xie Z H, Wang H L, Shi D J, et al. Forecast of Red Tide with Mixed Regression Model[J]. Ocean Technology, 2004, 23(1): 27-30(in Chinese).
- [12] 张承慧, 钱振松, 孙文星, 等. 基于IOWA算子的赤潮LMBP神经网络组合预测模型[J]. 天津大学学报, 2011, 44(2): 101-106.
Zhang C H, Qian Z S, Sun W X, et al. LMBP neural network combination forecast model for red tide based on IOWA operators[J]. Journal of Tianjin University, 2011, 44(2): 101-106(in Chinese).
- [13] 柴永强, 邵峰晶, 孙仁诚, 等. 基于决策树的MODIS影像赤潮智能检测技术[J]. 青岛大学学报(自然科学版), 2012, 25(2): 47-52.
Chai Y Q, Shao F J, Sun R C, et al. The intelligent detection technology of red tide from Modis imagery based on decision tree[J]. Journal of Qingdao University (Natural Science Edition), 2012, 25(2): 47-52(in Chinese).
- [14] 谢中华, 晏丽红. 赤潮预报的人工神经网络方法[J]. 海洋技术, 2007, 26(2): 32-34.
Xie Z H, Yan L H. Study of scattering properties of total suspended matter in the Yellow Sea and East China Sea[J]. Ocean Technology, 2007, 26(2): 32-34(in Chinese).
- [15] 李慧, 顾沈明. 基于RBF神经网络的赤潮预测方法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(1): 228-230.
Li H, Gu S M. Approach to red tide prediction on RBF neural network[J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(1): 228-230(in Chinese).
- [16] 杨建强, 高振会, 孙培艳, 等. 应用遗传神经网络方法分析赤潮监测数据[J]. 黄渤海海洋, 2002, 20(2): 77-82.
Yang J Q, Gao Z H, Sun P Y, et al. Analysis of red tide monitoring data using genetic neural network method[J]. Journal of Oceanography of Huanghai & Bohai Seas, 2002, 20(2): 77-82(in Chinese).
- [17] 蔡如钰. 基于人工神经网络的夜光藻密度预测模型[J]. 中国环境监测, 2001, 17(3): 52-55.
Cai R Y. Artificial neutral network predicting model of *Noctiluca scintillans* density and physical and chemical parameters[J]. Environmental Monitoring in China, 2001, 17(3): 52-55(in Chinese).
- [18] 国家海洋局. 赤潮灾害应急预案[EB/OL]. (2008-05-12) [2017-05-12]. http://www.soa.gov.cn/zwgk/yjgl/hyyjya/201211/t2012115_5683.html.
State Oceanic Administration, People's Republic of China. Red Tide Disaster Emergency Plan. [EB/OL]. (2008-05-12) [2008-05-12]. http://www.soa.gov.cn/zwgk/yjgl/hyyjya/201211/t2012115_5683.html (in Chinese) .
- [19] 福建省海洋与渔业厅. 福建省赤潮灾害应急预案[EB/OL]. (2014-07-16) [2014-07-16]. http://www.Fujian.gov.cn/xw/ztzl/yjgl/yjya/sjzxyjya/shyyt/201407/t20140716_758636.htm.
Fujian Provincial Department of Ocean and Fisheries. Red Tide Disaster Emergency Plan In Fujian[EB/OL]. (2014-07-16) [2017-05-12]. http://www.Fujian.gov.cn/xw/ztzl/yjgl/yjya/sjzxyjya/shyyt/201407/t20140716_758636.htm (in Chinese).
- [20] 唐启义, 冯明光. 实用统计分析及其DPS数据处理系统[M]. 北京: 科学出版社, 2002: 637-641.
Tang Q Y, Feng G M. DPS data processing system for practical statistics [M]. Beijing: Science Press, 2002: 637-641(in Chinese).

Red tide forecasting model based on BP neural network in Fujian sea area

SU Xinhong^{1*}, JIN Fengjun², YANG Qizhi², CHEN Huorong³, YU Xiuxia⁴,
LI Xueding⁵, GUO Minquan⁵, LIU Qiufeng¹, LUO Juan¹

(1. *Fisheries Research Institute of Fujian, Xiamen 361013, China;*

2. *Xiamen Meteorological Observatory, Xiamen 361013, China;*

3. *Fujian Marine Environment and Fishery Resources Monitoring Center, Fuzhou 350003, China;*

4. *Xiamen Marine and Fisheries Institute, Xiamen 361005, China;*

5. *Fujian Marine Forecasts, Fuzhou 350003, China)*

Abstract: Red tide is one of marine disasters. It often causes great harm to fishery production and human life. Therefore, it is necessary to strengthen the early warning and forecast of red tide. However because the formation of red tide is very complex, it is very difficult to predict red tide. At home and abroad, there have been a lot of reports about the prediction and forecast of red tide. Different scholars have discussed the reasons for the formation of red tide using different research methods. In this study, 219 red tides data were collected in Fujian sea area from 2000 to 2016. The nonlinear relationship between the 5 meteorological factors, such as temperature, precipitation, wind speed, air pressure and sunshine, was established by using the BP neural network model. First of all, the total collected data of red tide and the corresponding meteorological data were divided into 3 sea areas data called Eastern, Central and South Fujian sea areas, according to their geographical locations, then the three groups of data were input into the model for it to learn and train. The results show that: 1) the 53 training samples in eastern Fujian sea area gave 45 correct predictions, the correct rate was 84.91%, and the 3 simulated prediction samples in the same area were all correct. 2) in 69 training samples of central Fujian sea area, 58 predictions were correct, the accuracy rate was 84.06%, and the 4 simulation predictions were all correct. 3) in 85 training samples in south Fujian sea area, 63 prediction results were correct, and the correct rate was 74.12%, and the 5 simulation samples were all correct. All the expected prediction results achieved the desired goals. Therefore, it is feasible to predict the occurrence of red tide based on the BP neural network model, which can provide a new way to forecast the red tide.

Key words: BP neural network model; red tide; forecast; Fujian sea area

Corresponding author: SU Xinhong. E-mail: 857013703@qq.com

Funding projects: Special Funds for the Adjustment of Industrial Structure of Marine and Fishery in Fujian (2015); Project of Based on BP Neural Network Model of Red Tide Forecast in the Fujian Sea Area (MinHai YuKe 2015005) supported by Office of the Science and Technology and Foreign Affairs, Fujian Provincial Department of Ocean and Fishery