

文章编号: 1674-5566(2013)03-0432-07

基于神经网络的北太平洋柔鱼渔场预报

徐洁¹, 陈新军^{1,2,3}, 杨铭霞¹

(1. 上海海洋大学海洋科学学院, 上海 201306; 2. 上海海洋大学大洋渔业资源可持续开发省部级共建教育部重点实验室, 上海 201306; 3. 上海海洋大学国际海洋研究中心, 上海 201306)

摘要: 根据 1998-2004 年 6-11 月份我国鱿钓生产数据 (月份、作业船数、经纬度和日产量) 以及对应的海洋环境因子数据, 即 5 m 水层的海水温度、46 m 水层的海水温度、112 m 水层的海水温度、317 m 水层的海水温度、叶绿素 a 含量以及海平面高度距平值等, 以经标准化后的单位捕捞努力量渔获量 (CPUE) 作为中心渔场指标, 采用多种 BP 神经网络预报模型, 对北太平洋柔鱼渔场进行了分析与比较。通过对 13 种神经网络预报模型比较, 以及实际 CPUE 的验证, 以拟合残差最小的预报模型作为最优预报模型, 认为结构为 9-7-1 的 BP 神经网络模型相对误差仅为 0.008 570, 可作为北太平洋柔鱼渔场的预报模型。

研究亮点: 对于某一渔业资源的渔场预报, 国内外学者大多采用多元统计方法, 利用神经网络方法进行某一渔业资源的渔场预报研究还甚少。本文首次提出了以 BP 神经网络为基础的北太平洋柔鱼渔场渔情预报模型, 验证认为 BP 神经网络在渔情预报中的应用是成功的。

关键词: BP 神经网络; 渔情预报; 北太平洋柔鱼; 中心渔场

中图分类号: S 931.4

文献标志码: A

柔鱼 (*Ommastrephes bartramii*) 属大洋性鱿鱼类, 主要分布在太平洋、大西洋和印度洋等 3 大洋的温带和副热带水域, 目前商业性捕捞作业集中在北太平洋海域^[1] 和南美洲外海。在北太平洋, 其商业性捕捞始于 1974 年, 主要采用流刺网作业方式。1993 年 1 月 1 日起联合国通过决议, 禁止公海大型流刺网作业^[2], 作业方式改为以钓捕为主。我国于 1989 年在日本海开始钓捕柔鱼, 1993 年拓展到北太平洋^[3]。是目前捕捞柔鱼最主要的国家。北太平洋成为鱿鱼钓捕生产的主要渔场, 年产量为 8~10 万吨。国内学者从年龄生长、资源评估的角度对北太平洋渔场做了很多分析研究^[4-5]。

由于大洋性柔鱼类在经济上和生态上的重要性, 有关柔鱼资源的可持续开发利用越来越受到中国和日本等国研究者的重视。其中, 准确预报中心渔场是组织生产的重要工作。

目前对于某一渔业种类的渔场预报方法大多采用多元统计法^[6-7] 和栖息地指数^[8-10] 等方法, 但预测结果往往与实际情况有一定的偏差。由于神经网络具有自组织、自适应、自学习和容错等优点, 很多学者很早就开始在医学^[11]、地震预报^[12]、水文预报^[13] 等各方面作了应用研究, 在处理多因子的海量数据方面, 尤其是存在数据断续的情况下也得到了很好的应用^[14-17], 已有不少成功的实例。王海峰等^[18] 利用上海水产大学海洋学院陈新军教授多年来有关北太平洋鱿鱼数据的积累, 采用关联规则和人工神经网络等技术得出了重要结论。AOKI 和 KOMATSU^[19] 利用 BP 神经网络预测鱼产量。BROSSE 和 LEK^[20] 等应用水声监测数据和 3 层 BP 模型 (神经网络结构为 6-10-1) 预测中等营养湖泊的鱼类分布情况。LEK 等^[21] 应用 3 层 BP 神经网络模型 (结构参数为 8-8-1) 研究环境因子对河道中虹鳟鱼数

收稿日期: 2012-06-25 修回日期: 2012-12-19

基金项目: 上海市科学技术委员会重大计划 (12231203900); 国家发改委产业化专项 (2159999); 国家高科技研究发展计划 (2012AA092303)

作者简介: 徐洁 (1989—), 女, 硕士研究生, 研究方向为渔业资源学。E-mail: xujie0821108@163.com

通信作者: 陈新军, E-mail: xjchen@shou.edu.cn

量的影响。这些实例已表明神经网络方法比其他的研究方法更加具有优越性。本文拟采用 BP 神经网络方法,结合多种海洋环境因子和时空因子,综合处理海量数据资料,探索对北太平洋柔鱼渔场预报的适用方法。

1 材料与方 法

1.1 数据来源

采用 1998 - 2004 年 6 - 11 月我国鱿钓生产数据以及对应的海洋环境因子数据,时间分辨率为月份,空间分辨率为经纬度 $0.5^{\circ} \times 0.5^{\circ}$ 。其中生产数据包括月份、作业次数以及日产量。海洋环境因子数据包括经纬度、5 m 水层的海水温度 (T_{005})、46 m 水层的海水温度 (T_{046})、112 m 水层的海水温度 (T_{112})、317 m 水层的海水温度 (T_{317})、叶绿素 a 含量 (CHA) 以及海平面高度距平值 (SSHA)。SST 来自美国哥伦比亚海洋环境数据库,网址是 <http://iridl.ldeo.columbia.edu/>。SSHA 来自 IRI/LDEO Climate Data Library (<http://iridl.ldeo.columbia.edu>)。Chl-a 数据来自 Goddard Space Flight Center of NASA (<http://oceancolor.gsfc.nasa.gov>)。

1.2 CPUE 计算及初值 化

单位捕捞努力量渔获量 (CPUE) 是衡量资源丰度的重要指标^[22-24],也可用来表征 CPUE 的好坏。在神经网络建模过程中,首先对 CPUE 进行初值化,将 CPUE 转化为 0 ~ 1 之间。这样,我们认为 1 就是最适中心渔场,0 就是不适合柔鱼栖息场所。CPUE 初值化的方法是:用 1998 - 2004 年 6 - 11 月全部生产统计数据计算出实际 CPUE (即日产量/作业船数 = CPUE),然后选择其最大值,再将每个 CPUE 值除以 CPUE 最大值,得到初值化后的 CPUES。

1.3 研究方法

人工神经网络法是一种由大量简单处理单元 (神经元) 以某种方式互相连接而成的,对连续的或断续的输入做出状态响应的动态信息处理系统^[14]。它是 以人脑的生理研究成果为基础,通过模拟人脑的结构和机理,以实现人脑某些功能为目的而建造的,由输入层、隐含层、输出层组成。本研究中采用神经网络中的 EBP (error back propagation) 算法^[25],简称 BP 模型。其网络结构如图 1 所示,由输入层、中间层 (隐含层) 和输出

层组成。

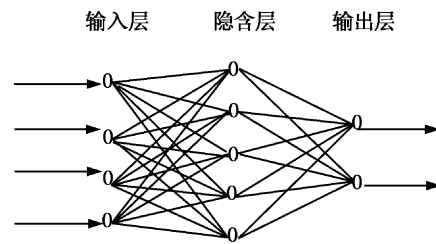


图 1 多层前向 BP 网络

Fig. 1 Multilayer forward BP net

本文应用 DPS 数据处理系统 (data processing system) 进行 BP 神经网络渔情预报模型的计算,输入层为经纬度、月份以及各海洋环境因子的组合,隐含层为 1 层,并且根据输入层选取的因子不同而选择适当的隐含层节点数。隐含层节点数按经验选取,一般设为输入层节点数的 75%^[14,25],输出层为 1 个节点,即初值化后的 CPUE 值。为了选择合适的神经网络模型,本研究中确定了多种模拟方案,它们分别是:

方案 1:选取月份、经度、纬度、 T_{005} 共 4 个因子作为输入层,构造 4-3-1 和 4-2-1 的 BP 神经网络结构。

方案 2:选取月份、经度、纬度、 T_{005} 、 T_{046} 共 5 个因子作为输入层,构造 5-3-1 和 5-4-1 的 BP 神经网络结构。

方案 3:选取月份、经度、纬度、 T_{005} 、 T_{046} 、 T_{112} 共 6 个因子作为输入层,构造 6-4-1 和 6-5-1 的 BP 神经网络结构。

方案 4:选取月份、经度、纬度、 T_{005} 、 T_{046} 、 T_{112} 、 T_{317} 共 7 个因子作为输入层,构造 7-5-1 和 7-6-1 的 BP 神经网络结构。

方案 5:选取月份、经度、纬度、 T_{005} 、 T_{046} 、 T_{112} 、 T_{317} 、CHA 共 8 个因子作为输入层,构造 8-5-1 和 8-6-1 的 BP 神经网络结构。

方案 6:选取月份、经度、纬度、 T_{005} 、 T_{046} 、 T_{112} 、 T_{317} 、CHA、SSHA 共 9 个因子作为输入层,构造 9-7-1、9-6-1 和 9-5-1 的 BP 神经网络结构。

在 6 个方案 13 种 BP 神经网络结构中,以最小拟合残差作为判断最优模型的标准。拟合残差是将输出层所输出的 CPUE 预报值与实测值进行比较所得的值,其函数定义式^[26]为 $E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (y_k - \hat{y}_k)^2$,其中 E 表示拟合残差, y_k 为 N 个样本

的实际 CPUE 值($k = 1, 2, 3, \dots, N$), \hat{y}_k 为输出层输出的 CPUE 预测值。

2 结果

2.1 方案 1 的模拟结果

从图 2a 可知, 结构为 4-3-1 的 BP 神经网络在拟合次数约为 22 次时, 其拟合残差达到最小, 最小拟合残差为 0.009 831, 之后随着拟合次数增加拟合残差反而增大。结构为 4-2-1 的 BP 神经网络模拟结果如图 2b 所示, 当拟合次数为 40 次时达到最小的拟合残差, 为 0.009 646。

2.2 方案 2 的模拟结果

网络结构为 5-4-1 的 BP 神经网络(图 3a)拟合次数为 11 次时, 其拟合残差达到最小, 为

0.009 691, 之后随着拟合次数增加拟合残差反而增大。由图 3b 可知, 网络结构为 5-3-1 的 BP 神经网络, 拟合次数为 13 次时, 拟合残差达到最小, 仅为 0.009 736, 拟合次数超过 13 次时其拟合结果呈现发散趋势。

2.3 方案 3 的模拟结果

网络结构为 6-5-1 的 BP 神经网络模拟结果如图 4a 所示, 当拟合次数为 13 次时, 其拟合残差为 0.009 428, 达到最小, 之后随着拟合次数增加拟合残差反而增大。同时, 从图 4b 可知, 网络结构为 6-4-1 的 BP 神经网络在拟合次数为 43 次时, 其拟合残差达到最小, 仅为 0.009 513。

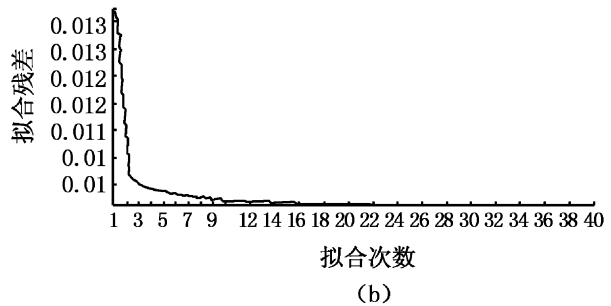
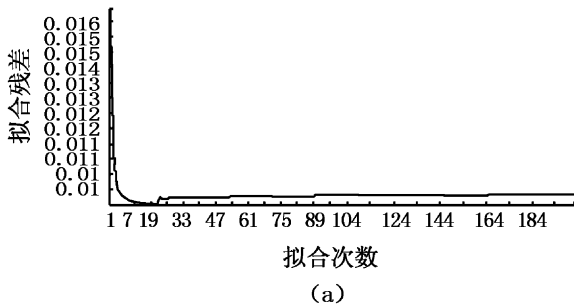


图 2 4-3-1 模型 (a) 和 4-2-1 模型 (b) 的模拟结果
Fig. 2 The results for 4-3-1 model (a) and 4-2-1 model (b)

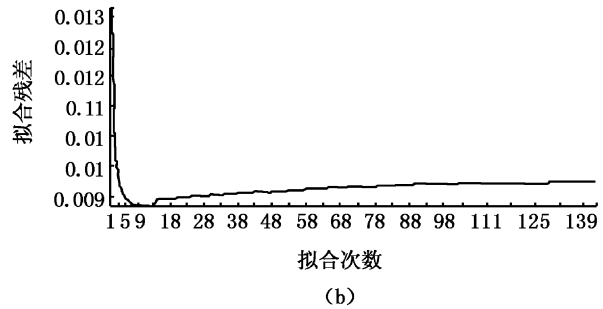
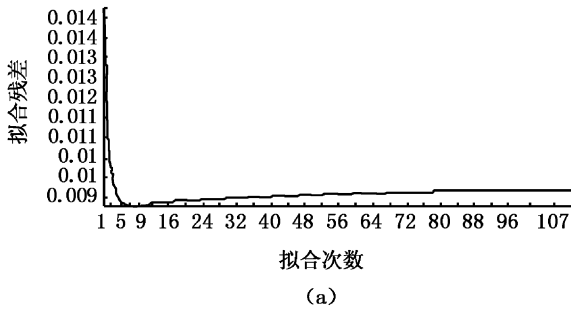


图 3 5-4-1 模型 (a) 和 5-3-1 模型 (b) 的模拟结果
Fig. 3 The results for 5-4-1 model (a) and 5-3-1 model (b)

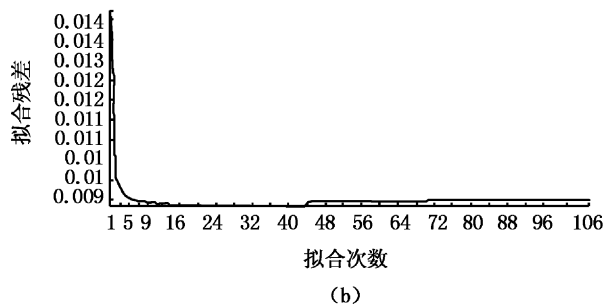
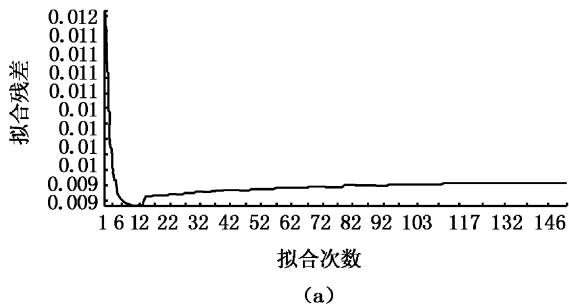


图 4 6-5-1 模型 (a) 和 6-4-1 模型 (b) 的模拟结果
Fig. 4 The results for 6-5-1 model (a) and 6-4-1 model (b)

2.4 方案 4 的模拟结果

从图 5 a 可知,网络结构为 7-6-1 的 BP 神经网络在拟合次数为 12 次时,其拟合残差为 0.009 540,达到最小值,之后随着拟合次数增加拟合残差反而增大。网络结构为 7-5-1 的 BP 神

经网络的模拟结果如图 5b 所示,拟合次数为 1 ~ 29 次间其拟合残差急剧减小,在 29 ~ 148 次间拟合残差又开始逐渐增大,在 148 ~ 646 次间拟合残差又开始逐渐收敛,当拟合次数达到 713 次时,其拟合残差达到最小值,为 0.008 819。

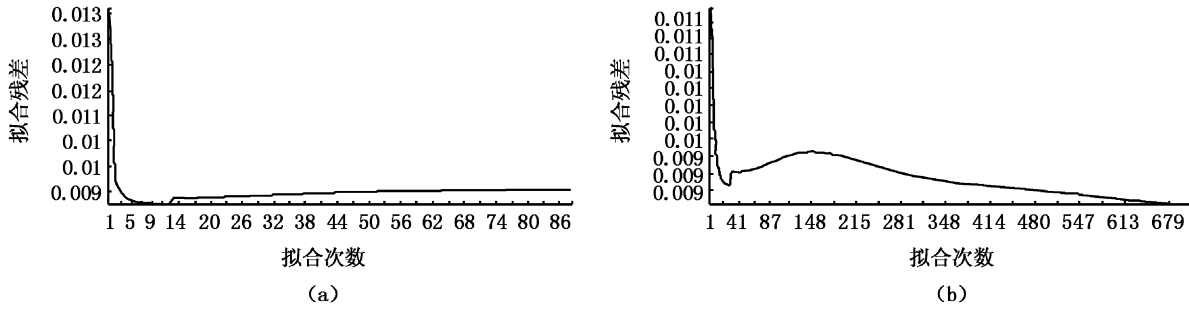


图 5 7-6-1 模型 (a) 和 7-5-1 模型 (b) 的模拟结果

Fig. 5 The results for 7-6-1 model (a) and 7-5-1 model (b)

2.5 方案 5 的模拟结果

网络结构为 8-6-1 的 BP 神经网络模拟结果如图 6a 所示,拟合次数为 1 000 次时,其拟合残

差达到最小值,为 0.008 636。从图 6b 可知,网络结构为 8-5-1 的 BP 神经网络拟合次数为 12 次时,其拟合残差达到最小值,为 0.009 534。

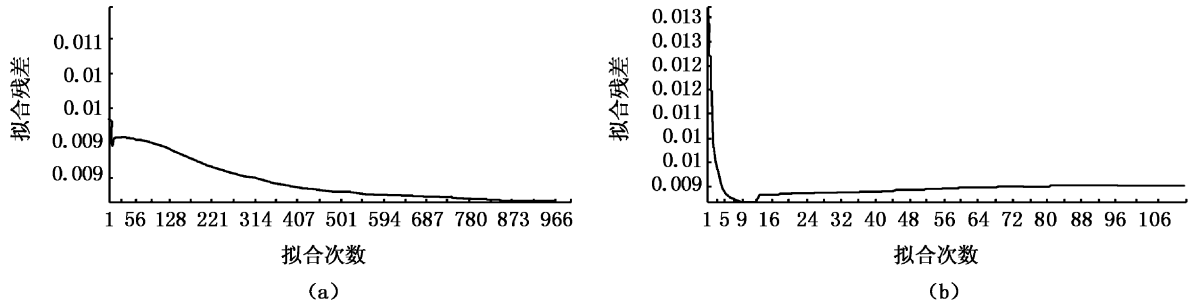


图 6 8-6-1 模型 (a) 和 8-5-1 模型 (b) 的模拟结果

Fig. 6 The results for 8-6-1 model (a) and 8-5-1 model (b)

2.6 方案 6 的模拟结果

方案 6 的模拟结果如图 7 所示。由图 7a 可知,网络结构为 9-7-1 的 BP 神经网络在拟合次数达到 1 000 次时,其拟合残差才达到最小值,为 0.008 570。而网络结构为 9-6-1 的 BP 神经网络拟合次数为 9 次时,其拟合残差就达到最小,为 0.009 316(图 7b)。网络结构为 9-5-1 的 BP 神经网络在拟合次数为 1 ~ 5 次时,其拟合残差急剧减小,5-36 次间相对平缓地减小,36 ~ 69 次拟合残差又有所增加,69 次以后开始逐渐收敛,拟合至 768 次时拟合残差达到最小值,为 0.008 731 (图 7c)。

2.7 最优模型的选择

根据 6 种方案 13 种模型的拟合结果,认为网络结构为 9-7-1 的 BP 神经网络模型为最适的渔情预报模型,其拟合残差为 0.008 570。其第 1 隐含层各个节点的权重矩阵和输出层各个节点的权重矩阵如表 1 所示。

3 讨论与分析

3.1 不同输入因子拟合结果的比较

本文选取了 4 ~ 9 个不同的输入因子及相应的隐含层,建立了不同的 BP 神经网络模型,对北太平洋柔鱼渔场进行预报研究,其拟合残差范围

为 0.008 570 ~ 0.009 831,残差最大的模型结构为 4-3-1。分析也发现,其拟合残差的平均值随着输入因子的增加而减少(表 2),这说明本研究所

采用的时间、空间和海洋环境因子是极为重要的。

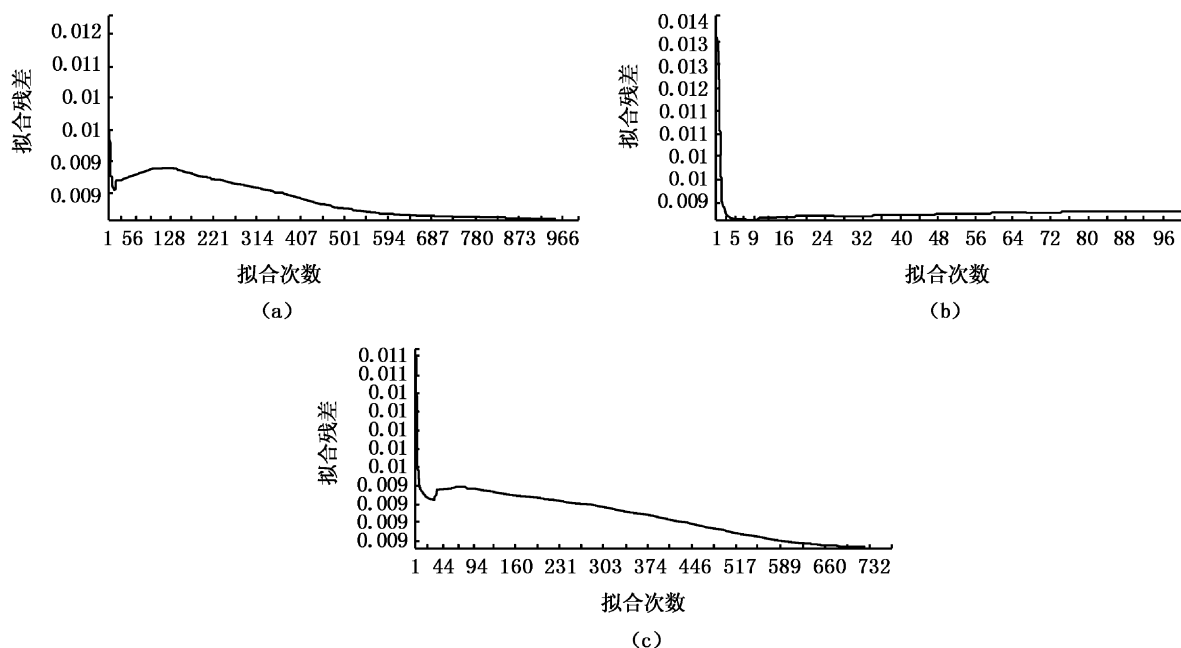


图 7 9-7-1 模型 (a)、9-6-1 模型 (b) 和 9-5-1 模型 (c) 的模拟结果
 Fig. 7 The results for 9-7-1 model (a), 9-6-1 model (b) and 9-5-1 model (c)

表 1 9-7-1 网络结构模型第 1 隐含层各个节点和输出层各个节点的权重矩阵
 Tab.1 Matrix of each node of the first hidden layer and output layer of 9-7-1 model

第 1 隐含层各个节点的权重矩阵						
-3.101 7	0.435 1	-2.743 5	-1.379 8	0.580 1	-3.947 9	-3.510 4
-0.747 5	-4.450 0	-1.760 0	-0.350 4	0.618 0	1.963 7	-0.618 0
2.752 8	-1.219 4	2.621 8	0.964 9	2.602 9	-0.442 0	0.148 3
1.877 3	4.338 7	1.877 0	-0.179 6	-0.036 4	-2.852 6	-1.155 4
-1.261 2	-2.286 9	-1.489 8	-0.702 7	-2.815 8	0.899 6	-0.460 4
-1.141 3	-1.750 7	-1.603 5	-1.739 2	-1.972 1	4.695 5	0.479 2
-2.525 9	-3.566 8	-1.535 0	-0.239 3	-1.980 8	1.115 5	-1.054 9
0.160 3	-1.878 0	-2.028 3	-0.599 8	1.193 1	0.091 2	-0.669 7
0.839 3	0.294 9	-0.907 0	-1.169 0	-0.773 4	0.379 6	-0.412 2
输出层各个节点的权重矩阵						
1.591 3						
-2.849 4						
1.723 9						
-0.015 3						
-2.172 5						
-1.729 4						
-2.628 1						

3.2 不同 CPUE 初值化方法所得结果的比较

不同 CPUE 初值化方法可能会导致不同的研究结果。本研究尝试了另外一种 CPUE 初值化的

方法,即选取每月的 CPUE 最大值,用它去除该月的每个 CPUE 值,从而得到新的 CPUE 初始化值。同样采用上述神经网络结构进行模型建立,其拟

合残差结果见表 3。从表 3 可知,CPUE 按全部数据初值化所得的拟合残差基本上相对较小。以

9-7-1 网络结构模型为例,采用按月进行 CPUE 初值化建模,其拟合残差达到 0.029 212。

表 2 不同输入因子所得的不同拟合残差

Tab.2 Different Simulation Residual of different input factors

网络结构	拟合残差	网络结构	拟合残差	网络结构	拟合残差	网络结构	拟合残差	网络结构	拟合残差	网络结构	拟合残差
4-3-1	0.009 831	5-4-1	0.009 691	6-5-1	0.009 428	7-6-1	0.009 54	8-6-1	0.008 636	9-7-1	0.008 57
4-2-1	0.009 646	5-3-1	0.009 736	6-4-1	0.009 513	7-5-1	0.008 82	8-5-1	0.009 535	9-6-1	0.009 316
										9-5-1	0.008 731
平均值	0.009 738 5	平均值	0.009 713 5	平均值	0.009 470 5	平均值	0.009 18	平均值	0.009 085 5	平均值	0.008 872

表 3 两种 CPUE 标准化方法所得结果

Tab.3 The result of two different CPUE standardized methods

网络结构	拟合残差(CPUE 按月份标准化)	拟合残差(CPUE 按全部数据标准化)
4-3-1	0.009 916	0.009 831
4-2-1	0.009 874	0.009 646
5-4-1	0.009 785	0.009 691
5-3-1	0.009 730	0.009 736
6-5-1	0.010 085	0.009 428
6-4-1	0.009 784	0.009 513
7-6-1	0.008 637	0.009 540
7-5-1	0.008 635	0.008 820
8-6-1	0.009 490	0.008 636
8-5-1	0.009 505	0.009 535
9-7-1	0.029 212	0.008 570
9-6-1	0.029 119	0.009 316
9-5-1	0.030 208	0.008 731

3.3 其它问题

柔鱼是一年生的种类,其渔场分布与海洋环境密切相关。多元统计、栖息地指数等方法的局限性在于选择因子时容易漏掉对生物分布影响很重要的因子,而选择了一些影响不显著的因子,或者输入的数据不是很具有代表性,不能够反应总体数据的分布特性,从而产生误报。此外,柔鱼具有垂直移动的现象,而栖息地指数方法不能很好地将这一因素考虑进去,有可能造成预报错误。而 BP 神经网络方法克服了这些局限性,输入层可以输入多个因子进行预报,考虑了海面高度距平均值等影响到柔鱼资源分布的环境因素。研究认为,13 个预报模型中拟合残差最小的网络结构为 9-7-1 的 BP 神经网络模型,其涉及的海洋环境因子包括了不同水层的水温(T_{005} 、 T_{046} 、 T_{112} 、 T_{317}),以及 CHA 和 SSHA。结果证明,

BP 神经网络的在渔情预报中的应用是成功的。

本文仅研究了单隐层 BP 神经网络结构模型,尽管对于 BP 神经网络来说,应避免过于复杂的结构模型^[27],对于其它结构(如多隐层)的神经网络是否能在渔情预报中应用,或者进一步提高预报精度,还需要展开下一步的研究。

参考文献:

- [1] MURATA M. Oceanic resources of squids[J]. Marine and Freshwater Behaviour and Physiology,1990,18(1):19-71.
- [2] BURKE W T,FREEBERG M,MILES E L. United Nations Resolutions on driftnet fishing: An unsustainable precedent for high seas and coastal fisheries management[J]. Ocean Development&International Law,1994,25(2):127-186.
- [3] 陈新军,田思泉,陈勇,等. 北太平洋柔鱼渔业生物学[M]. 北京:科学出版社,2011.
- [4] 陈新军,曹杰,刘必林,等. 基于贝叶斯 Schaefer 模型的西北太平洋柔鱼资源评估与管理[J]. 水产学报,2011,35(10):1572-1581.
- [5] 陈新军,马金,刘必林,等. 性成熟和个体大小对西北太平洋柔鱼耳石形态的影响[J]. 水产学报,2010,34(6):928-934.
- [6] 韦晟,周彬彬. 黄渤海蓝点马鲛短期渔情预报的研究[J]. 海洋学报,1988,10(2):216-221.
- [7] 范江涛,陈新军,钱卫国,等. 南太平洋长鳍金枪鱼渔场预报模型研究[J]. 广东海洋大学学报,2011,31(6):2-6.
- [8] 陈新军,陆化杰,刘必林,等. 利用栖息地指数预测西南大西洋阿根廷滑柔鱼渔场[J]. 上海海洋大学学报,2011,20(2):431-438.
- [9] 龚彩霞,陈新军,高峰,等. 栖息地适宜性指数在渔业科学中的应用进展[J]. 上海海洋大学学报,2011,20(2):260-269.
- [10] 陈新军,刘必林,田思泉,等. 利用基于表温因子的栖息地模型预测西北太平洋柔鱼渔场[J]. 海洋与湖沼,2009,40(6):707-713.
- [11] 蔡煌东,朱建中,甘骏人,等. 神经网络在辉心清卑

- 者血液分析中的应用[J]. 分析化学, 1992, 8(20): 885-887.
- [12] 冯德益, 蒋淳, 汪德馨, 等. 神经网络方法在地震预报研究中的初步应用[J]. 地震, 1994(4): 24-29.
- [13] 蔡煌东, 姚林声. 径流长期预报的人工神经网络方法[J]. 水科学进展, 1995, 1(6): 61-65.
- [14] 忠植. 知识发现[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002: 1-295.
- [15] 郑惠娜, 章超桦, 秦小明, 等. 神经网络在食品生物工程中的应用[J]. 食品工程, 2012(1): 16-19.
- [16] 谢东, 陈东城, 焦元启, 等. 神经网络在精准农业中的应用研究进展[J]. 广东农业科学, 2011(8): 145-148.
- [17] 乔加新, 周森鑫, 马季. 基于 BP 神经网络的农业气象产量预报系统[J]. 微计算机信息(嵌入式与 SOC), 2009, 35(12): 44-46.
- [18] 王海峰, 张健, 黄晓亚. 数据挖掘技术及其在渔情预报中的应用[J]. Computer Era, 2007, 11: 1-2.
- [19] AOKI I, KOMATSU T. Analysis and prediction of the fluctuation of sardine abundance using a neural network [J]. Oenological Alta, 1997, 20(1): 81-88.
- [20] BROSSE S, LEK S. Predicting fish distribution in a mesotrophic lake by hydro acoustic survey and artificial neural network [J]. Limnol Ocean, 1999, 44(5): 1293-1303.
- [21] LEK S, BELAUD A, BARAN P, et al. Role of some environmental variables in trout abundance models using neural networks [J]. Aquatic Living Resource, 1996, 9: 23-29.
- [22] 邵幅璞, 张敏. 东南太平洋智利竹筴鱼渔场分布及其与海表温关系的研究[J]. 上海水产大学学报, 2006, 15(4): 2-5.
- [23] 田思泉. 西北太平洋柔鱼资源、作业渔场时空分布及其与表温关系的研究[D]. 上海: 上海水产大学, 2003.
- [24] 周廷芳, 樊伟, 崔雪森, 等. 环境因子对东海区帆式张网主要渔获物渔获量影响[J]. 应用生态学报, 2004, 15(9): 1637-1640.
- [25] 蒋宗礼. 神经网络导论[M]. 北京: 高等教育出版社, 2001: 20-40.
- [26] 唐启义, 冯明光. DPS 数据处理系统—实验设计、统计分析及模型优化[M]. 北京: 科学出版社, 2006: 933.
- [27] 杨建刚. 神经网络实用教程[M]. 杭州: 浙江大学出版社, 2001: 1-250.

Forecasting on fishing ground of red flying squid (*Ommastrephes bartramii*) in the North Pacific Ocean based on artificial neural net

XU Jie¹, CHEN Xin-jun^{1,2,3}, YANG Ming-xia¹

(1. College of Marine Sciences, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China; 2. Key Laboratory of Shanghai Education Commission for Oceanic Fisheries Resources Exploitation, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China; 3. International Center for Marine Studies, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China)

Abstract: Based on the fishing data including months, the number of vessels, the catch per day of the red flying squid (*Ommastrephes bartramii*) in jigging fishery by Chinese fishing fleet, and the data of the corresponding oceanic environment, i. e. longitude, latitude, the water temperature at 5 m (T005), 46 m (T046), 112 m (T112), 317 m (T317) under surface, chlorophyll a (CHA), and sea surface height anomaly (SSHA) in the North Pacific Ocean during June and November in 1998 to 2004, the BP neural networks model was applied to predict the emergence and distribution of fishing grounds of red flying squid after the standardization of CPUE. The total of 13 models with different hidden layers have been tested. The optimum model was selected by comparing the values of the simulation residual of each model structure statistically. The result shows that the BP neural networks model with 9-7-1 networks structure with 0.008 570 simulation residual only can be used for better predicting the fishing ground of the red flying squid in North Pacific Ocean.

Key words: BP artificial neural net; fishing forecasting; red flying squid; fishing ground