

DOI: 10.3724/SP.J.1118.2015.14552

阿根廷滑柔鱼渔场预报模型最适时空尺度和环境因子分析

汪金涛^{1, 2, 3, 4}, 高峰^{1, 2, 3, 4}, 雷林^{1, 2, 3, 4}, 官文江^{1, 2, 3, 4}, 陈新军^{1, 2, 3, 4}

1. 上海海洋大学 海洋科学学院, 上海 201306;
2. 大洋渔业资源可持续开发省部共建教育部重点实验室, 上海 201306;
3. 国家远洋渔业工程技术研究中心, 上海 201306;
4. 远洋渔业协同创新中心, 上海 201306

摘要: 根据 2003—2011 年主渔汛期间中国鱿钓船队在西南大西洋的鱿钓生产数据, 结合海洋遥感获得的海表温度(SST)、海面高度(SSH)和叶绿素 a 浓度(CHL-a)数据, 匹配组织成不同时空尺度和环境因子的样本集, 使用人工神经网络(artificial neural network, ANN)作为中心渔场的预报模型, 比较所匹配的样本集对阿根廷滑柔鱼中心渔场预报模型的影响。研究表明, 样本的时间尺度为周时, $1.0^{\circ} \times 1.0^{\circ}$ 的空间尺度和环境因子为 SST 所建立的 BP 中心渔场预报模型, 具有最高的预报精度和最小的平均相对变动值(average relative variance, ARV); 样本时间尺度为月时, $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ 的空间尺度和环境因子为 SST 所建立的 BP 中心渔场预报模型, 具有最高的预报精度和最小的 ARV 值。对这两种最优样本集建立的 BP 中心渔场预报模型进行灵敏度分析发现, 不同样本集建立的中心渔场预报模型表达的渔场栖息地适宜程度也不尽相同。研究认为, 在建立中心渔场预报模型时, 需要考虑海洋环境因子的时空尺度。

关键词: 阿根廷滑柔鱼; 渔情预报; 神经网络; 时空尺度; 环境因子

中图分类号: 文献标志码: A 文章编号: 1005-8737-(2015)05-1007-08

渔情预报是渔场学的重要研究内容, 对渔业科学生产和渔业资源管理具有重要的意义。近年来中心渔场渔情预报技术有了新的发展, 从传统以线性回归模型为基础的渔情预报方法发展到以机器学习和人工智能为基础的渔情预报方法^[1]。阿根廷滑柔鱼(*Illex argentinus*)是我国鱿钓船的重要捕捞对象。目前, 关于西南大西洋阿根廷滑柔鱼中心渔场预报已有一些研究。如陈新军等^[2]、刘必林等^[3]、陆化杰等^[4]等分析了西南大西洋阿根廷滑柔鱼产量分布与表温(SST)、海面高度距平值(SSHA)的关系, 认为滑柔鱼中心渔场分布与 SST 和 SSHA 关系极为密切, 可作为渔情分析指标。同时, 张洪亮等^[5-6]利用不同的生产数据作了类似的研究, 其结果也基本一致。郑丽丽等^[7]利用频

次分析法分析了阿根廷滑柔鱼渔场与叶绿素 a(CHL-a)浓度分布的关系, 确定了阿根廷滑柔鱼中心渔场的位置及 CHL-a 浓度范围。冯波等^[8]利用分位数回归对海洋环境因子与阿根廷滑柔鱼渔获率进行回归分析, 建立了中心渔场的栖息地指数模型, 从而揭示阿根廷滑柔鱼栖息地的分布模式。另外, 高峰等^[9]利用栖息地指数方法, 结合多环境因子, 借助地理信息系统技术, 开发了阿根廷滑柔鱼渔场的渔情预报软件。这些渔情预报方法的本质都是根据样本获取“经验知识”用于预测, 但对样本的时空尺度设置和环境因子选择均没有作深入研究。人工神经网络具有很好的自学习能力, 能够充分地逼近任意复杂的非线性关系, 处理定量和定性知识, 具有很强的泛化和容错能力^[10], 此方

收稿日期: 2014-12-24; 修订日期: 2014-01-27.

基金项目: 国家 863 计划项目(2012AA092303); 国家发改委产业化专项(2159999); 上海市科技创新行动计划项目(12231203900); 国家科技支撑计划项目(2013BAD13B01).

作者简介: 汪金涛(1987-), 男, 博士研究生, 研究方向为渔业资源学. E-mail: wangjintao0510@163.com

通信作者: 陈新军(1967-), 教授. E-mail: xjchen@shou.edu.cn

法并不要求渔业数据满足任何假设,也不需要分析鱼类对于环境条件的响应函数和各环境条件之间的相互关系,与传统的统计模型相比有更广泛的适应性^[1],故在海洋科学和水产科学中都有较多的应用^[11-13]。

本研究利用 2003—2011 年主渔汛期间我国鱿钓船队在西南大西洋的鱿钓生产数据和多种海洋遥感环境数据,匹配组织成不同时空尺度和环境因子的样本集,使用人工神经网络作为中心渔场的预报模型,比较不同时空尺度和环境因子的样本集对阿根廷滑柔鱼中心渔场预报模型的影响,尝试找出人工神经网络作为中心渔场预报模型的最佳时空尺度和环境因子,以更好地为渔业科学生产和渔业资源管理服务。

1 材料与方法

1.1 材料来源

2003—2011 年我国鱿钓船队在西南大西洋的生产数据来自上海海洋大学鱿钓技术组,数据包括作业日期、作业位置、作业船数和渔获量。月时间尺度的 SST、SSH、CHL-a 数据均来自 Oceanwatch(<http://oceanwatch.pifsc.noaa.gov/las/servlets/dataset>); 日时间尺度的 SST、海面高度(SSH)、CHL-a 数据来自 Colorado(<ftp://eddy.colorado.edu/>)。其中 SST 数据的空间尺度为 $0.1^{\circ} \times 0.1^{\circ}$, SSH、CHL-a 数据的空间尺度为 $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$, 这 3 类环境数据的经纬度范围均是 $30^{\circ}\text{S} \sim 45^{\circ}\text{S}$ 、 $40^{\circ}\text{W} \sim 65^{\circ}\text{W}$ 。

1.2 时空尺度设置

为了比较阿根廷滑柔鱼渔场预报模型的最适时空尺度,本研究设置了 3 个级别的空间尺度,经纬度分别为 $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ 、 $0.5^{\circ} \times 0.5^{\circ}$ 、 $1.0^{\circ} \times 1.0^{\circ}$, 两个级别的时间尺度为周和月,将原始生产数据按设置的时空尺度进行合并处理,如将作业船数在空间尺度 $0.5^{\circ} \times 0.5^{\circ}$ 、时间尺度为月范围内进行求和,然后将合并后的生产数据与环境数据进行匹配,不同时间尺度的环境数据都是由最小时间尺度转换而成,如周时间尺度的数据是由 7 天原始数据计算平均值而得;不同空间尺度的环境数据都是由原始空间尺度转换而成,如每一个空间尺

度为 $0.5^{\circ} \times 0.5^{\circ}$ 的 SST 数据是由 25 个原始 $0.1^{\circ} \times 0.1^{\circ}$ 数据计算平均值而得。本研究原始数据集的合并、匹配等预处理工作由作者自主开发的软件 Fishery-DataProcess 完成。

1.3 CPUE 计算

利用合并、匹配好的数据集计算每个网格的单位捕捞努力渔获量(CPUE),计算公式如下:

$$\text{CPUE}_c = \frac{\sum C_i}{\sum E_i} \quad (1)$$

式中, CPUE_c 表示平均 CPUE; $\sum C_i$ 表示单位时间(周或月)单位空间($0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ 、 $0.5^{\circ} \times 0.5^{\circ}$ 、 $1.0^{\circ} \times 1.0^{\circ}$)内的总产量; $\sum E_i$ 表示对应的总作业次数或渔船数。

1.4 环境因子设置

根据前人研究^[14], 阿根廷滑柔鱼渔场的资源丰度不但受时空因子的影响,而且受栖息地环境因子的影响。其中, SST 是被广泛研究且最为重要的影响因子,因此本研究选定 SST 为主要环境因子,再辅以 SSH、CHL-a 两种环境因子,所以在建立渔场预报模型时将环境因子的设置分为 4 种情况(表 1)。

表 1 建立渔场预报模型的环境因子设置
Tab. 1 Scenarios of environment factors for fishery ground forecasting model

序号 serial number	环境因子 environmental factor
I	海表温度 SST
II	海表温度, 海面高度 SST, SSH
III	海表温度, 叶绿素 a 浓度 SST, CHL-a
IV	海表温度, 海面高度, 叶绿素 a 浓度 SST, SSH, CHL-a

1.5 中心渔场预报模型

人工神经网络采用经典的误差反向传播神经网络(error backpropagation network, BP)作为阿根廷滑柔鱼渔场的预报模型。输入层神经元个数根据 1.2 设置的时空尺度和 1.4 设置的环境因子的不同组合确定,隐含层神经元个数根据经验公式(2)得到。

$$P_{\text{num}} = 2N_{\text{num}} + 1^{[15]} \quad (2)$$

式中, P_{num} 为隐含层节点个数, N_{num} 为输入层节点个数。输出层为渔场等级。渔场等级是结合渔

业专家的知识通过 CPUE 转化而得(表 2)。

根据 1.2、1.4 设置的时空因子与环境因子和 1.5 确定的网络结构, 构造多种 BP 预报模型样本集方案(表 3)。

BP 神经网络的建立过程在 matlab 软件中完成, 使用神经网络工具箱的拟合工具, 将 2003—

表 2 基于阿根廷滑柔鱼 CPUE 的渔场等级设置
Tab. 2 Scenarios of fishing ground levels based on CPUE for *Illex argentinus*

序号 serial number	CPUE 范围 CPUE range	渔场等级 fishing ground level
0	0	较差 poorer
1	0-10	差 poor
2	10-20	一般 common
3	20-30	好 good
4	>30	优 excellent

表 3 BP 预报模型样本集方案
Tab.3 Scenarios of BP neural network sample sets

序号 serial number	输入因子 input vector			网络结构 network structure
	时间尺度 temporal scale	空间尺度 spatial scale	环境因子*envir- onmental factor*	
1	周 weekly	0.25°×0.25°	I	4: 9: 1
2	周 weekly	0.25°×0.25°	II	5: 11: 1
3	周 weekly	0.25°×0.25°	III	5: 11: 1
4	周 weekly	0.25°×0.25°	IV	6: 13: 1
5	周 weekly	0.5°×0.5°	I	4: 9: 1
6	周 weekly	0.5°×0.5°	II	5: 11: 1
7	周 weekly	0.5°×0.5°	III	5: 11: 1
8	周 weekly	0.5°×0.5°	IV	6: 13: 1
9	周 weekly	1.0°×1.0°	I	4: 9: 1
10	周 weekly	1.0°×1.0°	II	5: 11: 1
11	周 weekly	1.0°×1.0°	III	5: 11: 1
12	周 weekly	1.0°×1.0°	IV	6: 13: 1
13	月 monthly	0.25°×0.25°	I	4: 9: 1
14	月 monthly	0.25°×0.25°	II	5: 11: 1
15	月 monthly	0.25°×0.25°	III	5: 11: 1
16	月 monthly	0.25°×0.25°	IV	6: 13: 1
17	月 monthly	0.5°×0.5°	I	4: 9: 1
18	月 monthly	0.5°×0.5°	II	5: 11: 1
19	月 monthly	0.5°×0.5°	III	5: 11: 1
20	月 monthly	0.5°×0.5°	IV	6: 13: 1
21	月 monthly	1.0°×1.0°	I	4: 9: 1
22	月 monthly	1.0°×1.0°	II	5: 11: 1
23	月 monthly	1.0°×1.0°	III	5: 11: 1
24	月 monthly	1.0°×1.0°	IV	6: 13: 1

注: *环境因子的设置见表 1。
Note: Scenarios of environmental factor are shown in table 1.

2010 年样本作为训练样本, 2011 年的归一化样本作为验证样本。网络设计的参数为: 学习速率 0.1, 动量参数 0.5, 输入层与隐含层、隐含层与输出层神经元之间的传递函数分别是 S 型正切函数 tansig、线性函数 purelin; 网络训练的终止参数为: 最大训练次数为 1000, 最大误差给定为 0.001。每种方案模型均训练 10 次, 取最优结果, 同时防止过拟合状态的出现。

1.6 评价方法

1.6.1 精度评价

- (1) 根据 BP 模型预报出的正确等级百分比, 比较各种模型的时空尺度和环境因子。
- (2) 评价不同样本建立的 BP 模型的稳定性, 计算平均相对变动值^[16](average relative variance, ARV), 其定义为

$$ARV = \frac{\sum_{i=1}^N [x(i) - \hat{x}(9)]^2}{\sum_{i=1}^N [x(i) - \bar{x}(9)]^2}$$

(3)

式中, N 为比较数据的个数, $x(i)$ 为渔场等级实际值, $\bar{x}(i)$ 为渔场等级实际平均值, $\hat{x}(i)$ 为渔场等级预测值。平均相对变动值 ARV 越小, 表明预测效果越好, ARV=0 表示达到了理想预测效果, 当 ARV=1 时, 表明模型仅达到了平均值的预测效果。

1.6.2 可解释性评价 用 BP 模型用灵敏度分析^[17](sensitivity analyses)评价不同时空尺度和环境因子的可解释性。其过程是: 首先计算各个输入变量的最大值、最小值、中值、平均值、众数特殊值; 然后选择其中一个输入变量, 使其从最小值到最大值逐渐变化, 其他输入变量都确定为 4 个特殊值中的一个, 轮流改变变化的输入变量, 观察输出变量的变化情况。

2 结果与分析

2.1 不同 BP 模型预报精度

根据训练后的 24 种模型, 预报 2011 年阿根廷滑柔鱼渔场分布, 结合实际作业情况计算其精度(图 1), 以及计算 2003—2011 年整个样本的 ARV 值(图 2)。由图 1 和图 2 可知, 方案 9 时间尺度为周时, 以空间尺度为 1.0°×1.0°、环境因子

为 SST 所建立的渔场预报模型的预报精度达 90% 以上, ARV 值在 0.2 左右(图 1a、图 2a), 具有最高的精度和最小的 ARV 值。方案 13 时间尺度为月时, 以空间尺度为 $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ 、环境因子为 SST

所建立的渔场预报模型的预报精度也达 90% 以上, ARV 值在 0.2 左右(图 1b、图 2b), 具有最高的精度和最小的 ARV 值。但从预报精度分析, 方案 9 更优。

2.2 可解释性评价结果

在方案 9 和方案 13 的时空尺度和环境因子下建立的渔场预报模型具有最高的预报精度, 因此选择方案 9 和 13 样本建立的模型进行灵敏度分析。以时间、经度、纬度、SST 为输入变量, 探讨预报模型预报的渔场等级变化情况(图 3、图 4)。

在周时间尺度下(图 3), 变量“周”灵敏度分析(图 3a)显示, 渔场等级均处在“好”水平, 在 23 周以后, 渔场等级下降为“一般”水平; 变量“经度”灵敏度分析(图 3b)显示, 从 64°W 往东至 61°W 有渔场水平利好的趋势; 变量“纬度”灵敏度分析(图 3c)显示, 46°S 附近渔场等级水平较高; 变量“海表温度”灵敏度分析(图 3d)显示, 温度大于 13°C 以后渔场等级水平下降。在月时间尺度下(图 4), 变量“月”灵敏度分析(图 4a)显示, 2 月、3 月渔场等级“一般”, 4 月、5 月、6 月渔场下降一个等级; 变量“经度”灵敏度分析(图 4b)显示, 61°W 附近渔场等级均比其他经度位置渔场高; 变量“纬度”灵敏度分析(图 4c)显示, 46°S 往北至 42°S 渔场等级高于其他纬度海域; 变量“SST”灵敏度分析(图 4d)显示, SST 高于 15°C 以后渔场等级水平下降。

3 讨论

不同生态及渔业进程是在不同的时空尺度下进行的, 鱼类种群的分布很可能随着时空变化而变化^[18-19], 阿根廷滑柔鱼的分布、洄游及资源丰度受不同环境因子的影响很大, 如 SST^[2, 4, 6-7]。同一原始数据, 不同尺度下会产生不同规模的数据样本集, 对预报模型的建立也会产生不同的影响。目前, 有关样本的时空尺度设置和环境因子选择对阿根廷滑柔鱼中心渔场模型影响的深入研究还未见到。

本研究对样本数据设置了多种时空尺度, 并组合不同的环境因子, 在此基础上建立的中心渔场预报模型比既定的时空尺度和环境因子更具说

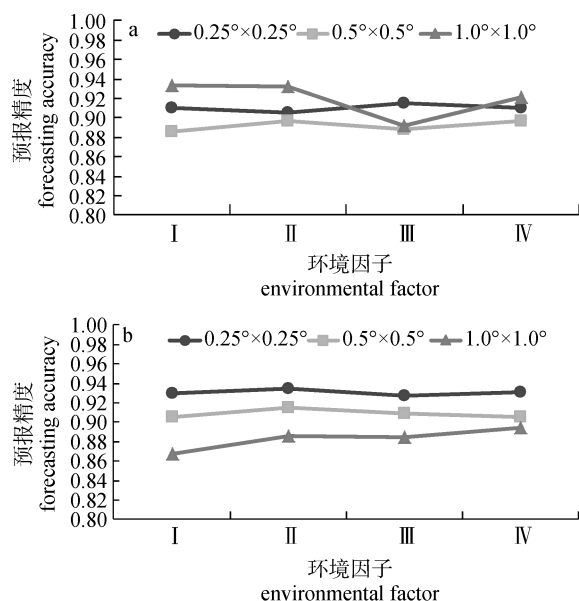


图 1 24 种方案下 2011 年阿根廷滑柔鱼渔场预报精度

a. 周时间尺度; b. 月时间尺度。

Fig. 1 The accuracy in fishing ground forecasting of *Illex argentines* in 24 scenarios during 2011
a. weekly scale; b. monthly scale.

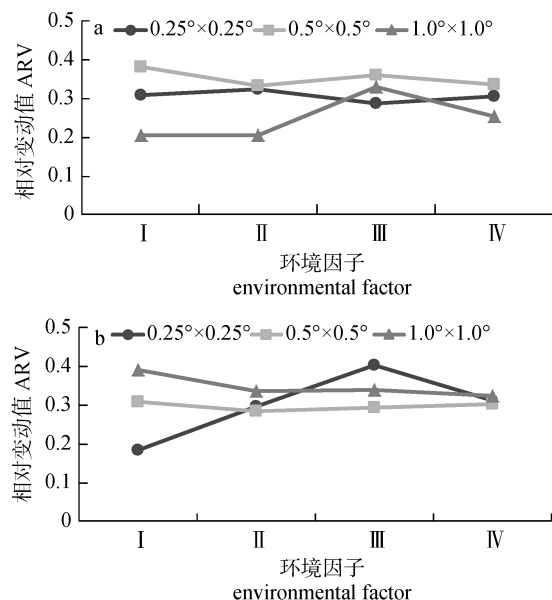


图 2 24 种方案下 2003—2011 年阿根廷滑柔鱼渔场相对变动值

a. 周时间尺度; b. 月时间尺度。

Fig. 2 The average relative variance (ARV) values of fishing ground of *Illex argentines* in 24 scenarios from 2003 to 2011
a. weekly scale; b. monthly scale.

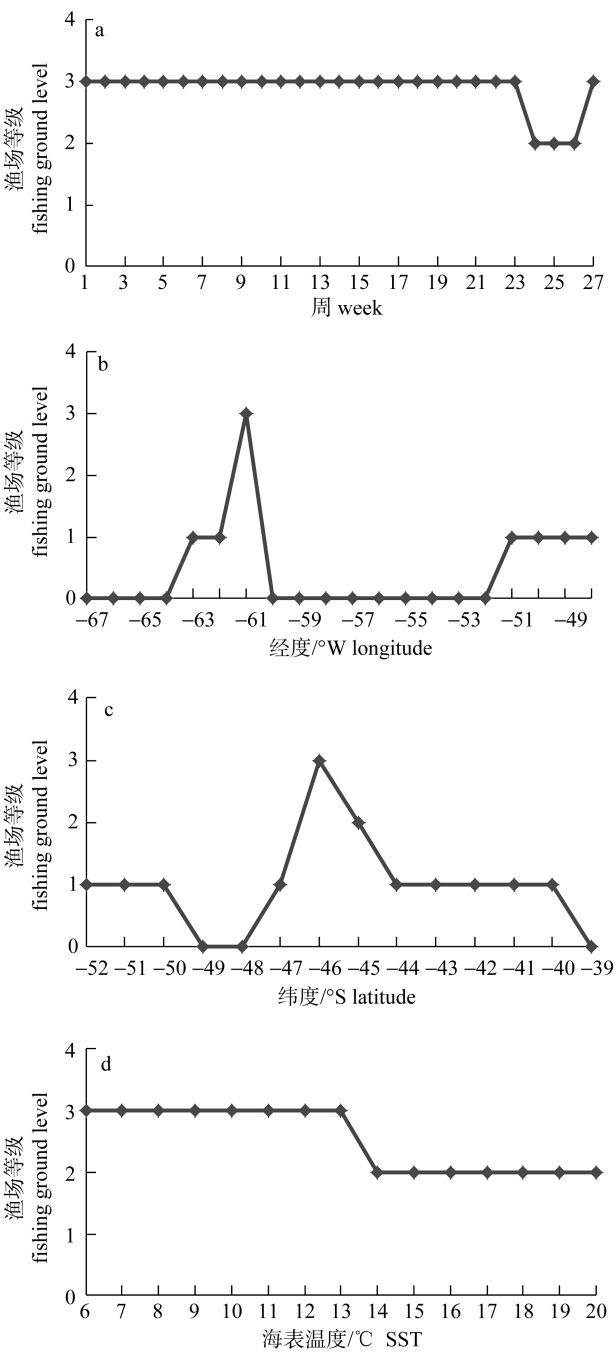


图 3 周时间尺度下, 应用灵敏度分析显示输入变量与模型预测渔场等级的关系

Fig. 3 The relationship between input factors and fishing ground levels forecast using sensitivity analyses in week scale

服力, 如本研究得出“周”是最佳时间尺度, 而通常既定的时间尺度为“月”; 在时间尺度相同时, 空间尺度的大小与中心渔场预报模型的预报精度不存在正比或反比的关系; 在空间尺度相同时, 时间尺度的大小与中心渔场预报模型的预报精度

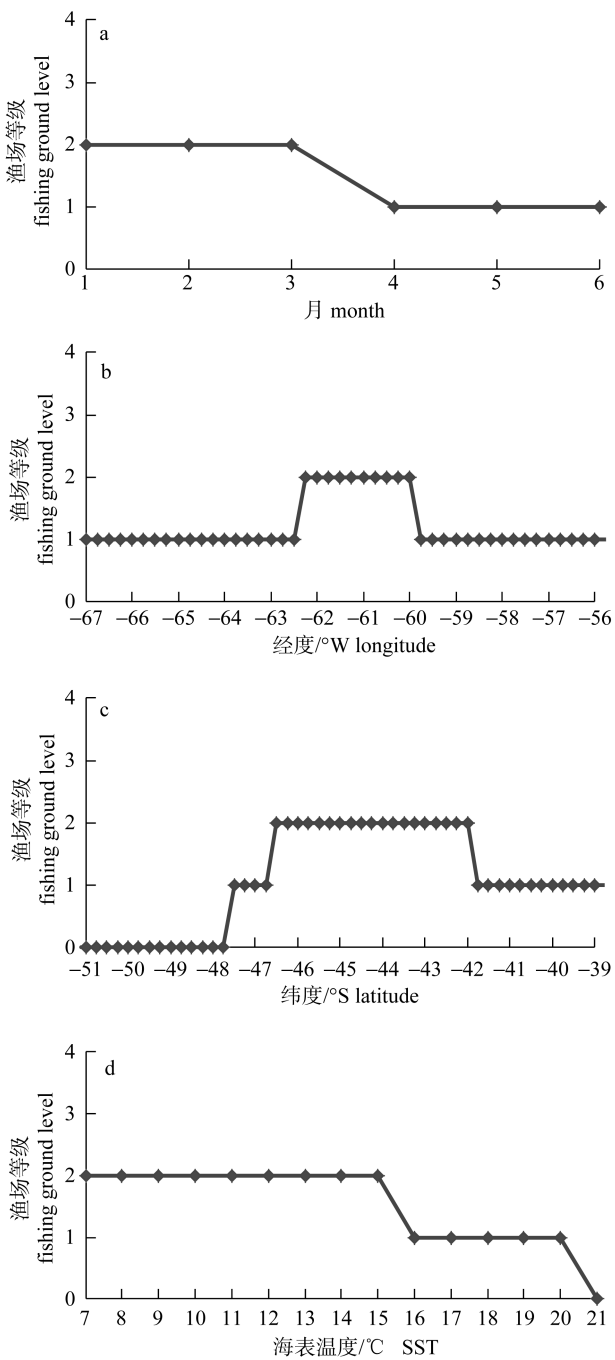


图 4 月时间尺度下, 应用灵敏度分析显示输入变量与模型预测渔场等级的关系

Fig. 4 The relationship between input factors and fishing ground levels forecast using sensitivity analyses in month scale

不存在正比或反比的关系; 在环境因子的选择方面也并不是越多越好, 有时候更多的环境因子反而增加了模型的拟合难度。

本研究建立的多个预报模型, 精度均在 85% 以上, 优于其他传统的统计模型。在多种方案下,

选取了两种预报精度最高和 ARV 值最小的模型进行灵敏度分析, 比较模型预测趋势与实际渔场的符合程度。从时间尺度上看, 基于方案 13 的模型, 月时间尺度更符合实际情况, 与陈新军等^[2]、陆化杰等^[4]、张洪亮等^[5]、张龙等^[20]的研究结论基本一致。从空间尺度上看, 两种模型均符合实际情况, 主要渔场集中在 45°S、60°W 附近海域, 与陆化杰等^[4]、张洪亮等^[5]、张龙等^[20]的结论基本一致。从 SST 上看, 基于方案 9 的模型更符合实际情况, 与陆化杰等^[4]、张洪亮等^[5]、伍玉梅等^[14]的结论基本一致; 基于方案 13 的模型, SST 范围明细偏高。从灵敏度分析可以看出, 两种预报精度最高方案下的模型, 也不可能完全模拟实际渔场的变化情况。

另外, 不同的模型也可能由于其拟合能力等原因表达出不同的信息, 得到不同的结果。如陈新军等^[21]、田思泉等^[22], 龚彩霞^[23]利用栖息地指数模型(HSI)和杨铭霞等^[24]利用地统计学方法分析西北太平洋柔鱼资源丰度的时空尺度得到了不同结论, 可见利用不同的预报模型拟合西南大西洋阿根廷滑柔鱼渔场可能会得到不同的结果。

参考文献:

- [1] Chen X J, Gao F, Guan W J, et al. Review of fishery forecasting technology and its modes[J]. Journal of Fishery of China, 2013, 37(8): 1270–1280. [陈新军, 高峰, 官文江, 等. 渔情预报技术及模型研究进展[J]. 水产学报, 2013, 37(8): 1270–1280.]
- [2] Chen X J, Liu B L, Wang Y Z. Study on the distribution of production of *Illex argentinus* and its relationship with sea surface temperature in the Southwest Atlantic Ocean in 2000[J]. Journal of Zhanjiang Ocean University, 2005, 25(1): 29–34. [陈新军, 刘必林, 王跃中. 2000 年西南大西洋阿根廷滑柔鱼产量分布及其与表温关系的初步研究[J]. 湛江海洋大学学报, 2005, 25(1): 29–34.]
- [3] Liu B L, Chen X J. Preliminary study on the relationship between the distribution of production of *Illex argentinus* and SST in the Southwest Atlantic Ocean in 2001[J]. Marine Fisheries, 2004, 26(4): 326–330. [刘必林, 陈新军. 2001 年西南大西洋阿根廷滑柔鱼产量分布与表温关系的初步研究[J]. 海洋渔业, 2004, 26(4): 326–330.]
- [4] Lu H J, Chen X J. Catch distribution of *Ommastrephes bartramii* and its relationship with sea surface temperature in the North Pacific Ocean in 2006[J]. Journal of Guangdong Ocean University, 2008, 28(1): 93–97. [陆化杰, 陈新军. 2006 年北太平洋柔鱼作业渔场时空变化及其与表温的关系[J]. 广东海洋大学学报, 2008, 28(01): 93–97.]
- [5] Zhang H L, Xu H X, Zhu W B, et al. Preliminary study on the relationship between the *Illex argentinus* production distribution and sea surface temperature in the high sea of the Southwest Atlantic Ocean in 2008[J]. Fisheries Modernization, 2008, 35(6): 56–60. [张洪亮, 徐汉祥, 朱文斌, 等. 2008 年西南大西洋公海阿根廷滑柔鱼产量分布与表温关系的初步研究[J]. 渔业现代化, 2008, 35(6): 56–60.]
- [6] Zhang H L, Xu H X, Zhu W B, et al. Preliminary study on the Spatio-temporal distribution of the *Illex argentinus*'s yield in the high sea of the Southwest Atlantic Ocean[J]. Journal of Zhejiang Ocean University: Natural Science, 2008, 27(4): 390–394. [张洪亮, 徐汉祥, 朱文斌, 等. 西南大西洋公海阿根廷滑柔鱼产量时空分布的初步研究[J]. 浙江海洋学院学报: 自然科学版, 2008, 27(4): 390–394.]
- [7] Zheng L L, Wu Y M, Fan W, et al. The distribution of chlorophyll-a and its relationship with the *Illex argentinus* fishing ground of Southwest Atlantic Ocean[J]. Transactions of Oceanology and Limnology, 2011(1): 63–70. [郑丽丽, 伍玉梅, 樊伟, 等. 西南大西洋阿根廷滑柔鱼渔场叶绿素 a 分布及其与渔场的关系[J]. 海洋湖沼通报, 2011(1): 63–70.]
- [8] Feng B, Tian S Q, Chen X J. The habitat suitability index of *Illex argentinus* by using quantile regression method in the Southwest Atlantic[J]. Transactions of Oceanology and Limnology, 2010(1): 15–22. [冯波, 田思泉, 陈新军. 基于分位数回归的西南太平洋阿根廷滑柔鱼栖息地模型研究[J]. 海洋湖沼通报, 2010(1): 15–22.]
- [9] Gao F, Chen X J, Fan J T, et al. Implementation and verification of intelligent fishing ground forecasting of *Illex argentinus* in the Southwest Atlantic[J]. Journal of Shanghai Ocean University, 2011, 20(5): 754–758. [高峰, 陈新军, 范江涛, 等. 西南大西洋阿根廷滑柔鱼中心渔场预报的实现及验证[J]. 上海海洋大学学报, 2011, 20(5): 754–758.]
- [10] Hagan M T, Demuth H, Beale M. Neural Network Design[M]. Boston: Pws Publishing Company, 1996.
- [11] Wu F X, Li C H, Dai M. Application of artificial neural networks ocean sciences[J]. South China Fisheries Science, 2009, 5(1): 75–80. [吴风霞, 李纯厚, 戴明. 人工神经网络在海洋科学中的应用[J]. 南方水产, 2009, 5(1): 75–80.]
- [12] Lou W G. Application of artificial neural networks to fisheries sciences[J]. Journal of Shanghai Fisheries University, 2001, 10(4): 347–352. [楼文高. 人工神经网络

- 在水产科学中的应用[J]. 上海水产大学学报, 2001, 10(4): 347–352.]
- [13] Suryanarayana I, Braibanti A, Sambasiva R R, et al. Neural networks in fisheries research[J]. Fish Res, 2008, 92(2-3): 115–139.
- [14] Wu Y M, Zheng L L, Cui X S, et al. *Illex argentinus* resource abundance and its relations to the main ecological factors in Southwest Atlantic Ocean[J]. Chinese Journal of Ecology, 2011, 30(6): 1137–1141. [伍玉梅, 郑丽丽, 崔雪森, 等. 西南大西洋阿根廷滑柔鱼的资源丰度及其与主要生态因子的关系[J]. 生态学杂志, 2011, 30(6): 1137–1141.]
- [15] Li C. Artificial Neural Network Theory[M]. Xi'an: Xian University of Electronic Science and Technology Press, 1990. [李成. 神经网络系统理论[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1990.]
- [16] Cholewo T J, Zurada J M. Sequential network construction for time series prediction[C]//Proc of the IEEE Intl Joint Conf on Neural Networks, Houston, Texas, USA, 1997, 2034: 2034–2039.
- [17] Özesmi S L, Özesmi U. An artificial neural network approach to spatial habitat modelling with interspecific interaction[J]. Ecol Model, 1999, 116(1): 15–31.
- [18] Legendre P, Fortin M J. Spatial pattern and ecological analysis[J]. Plant Ecol, 1989, 80(2): 107–138.
- [19] Legendre P, Thrush S F, Cummings V J, et al. Spatial structure of bivalves in a sandflat: Scale and generating processes[J]. J Exp Mar Biol Ecol, 1997, 216(1-2): 99–128.
- [20] Zhang L, Xu H X, Zhang H L, et al. Study on the distribution of production of *Illex argentinus* and its relationship with sea surface temperature in the Southwest Atlantic Ocean in 2012[J]. Journal of Zhejiang Ocean University: Natural Science, 2013, 32(3): 189–193. [张龙, 徐汉祥, 张洪亮, 等. 2012 年西南大西洋公海阿根廷滑柔鱼产量分布与表温关系研究[J]. 浙江海洋学院学报: 自然科学版, 2013, 32(3): 189–193.]
- [21] Chen X J, Tian S Q, Chen Y, et al. A modeling approach to identify optimal habitat and suitable fishing grounds for neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) in the Northwest Pacific Ocean[J]. Fish Bull, 2010, 108(1): 1–14.
- [22] Tian S Q, Chen X J, Chen Y, et al. Evaluating habitat suitability indices derived from CPUE and fishing effort data for *Ommastrephes bartramii* in the northwestern Pacific Ocean[J]. Fish Res, 2009, 95(2–3): 181–188.
- [23] Gong C X. Estimating potential yield for neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) in the Northwest Pacific Ocean based on habitat suitability index model[D]. Shanghai: Shanghai Ocean University, 2012. [龚彩霞. 基于栖息地指数的西北太平洋柔鱼渔获量估算[D]. 上海: 上海海洋大学, 2012.]
- [24] Yang M X, Chen X J, Feng Y J. Spatial scale analysis of abundance index of neon flying squid *Ommastrephes bartramii* in the northwest Pacific Ocean[J]. Journal of Dalian Ocean University, 2013, 28(2): 206–211. [杨铭霞, 陈新军, 冯永玖. 西北太平洋柔鱼资源丰度的空间尺度分析[J]. 大连海洋大学学报, 2013, 28(2): 206–211.]

Impacts of temporal and spatial scale as well as environmental data on fishery forecasting models for *Illex argentinus* in the southwest Atlantic

WANG Jintao^{1,2,3,4}, GAO Feng^{1,2,3,4}, LEI Lin^{1,2,3,4}, GUAN Wenjiang^{1,2,3,4}, CHEN Xinjun^{1,2,3,4}

1. College of Marine Sciences, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China;
2. The Key Laboratory of Sustainable Exploitation of Oceanic Fisheries Resources, Shanghai Ocean University, Ministry of Education, Shanghai 201306, China;
3. National Distant-water Fisheries Engineering Research Center, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China;
4. Collaborative Innovation Center for Distant-Water Fisheries, Shanghai 201306, China

Abstract: Fishery forecasting is an important component of fisheries science. It has vital significance for fishery production and management. *Illex argentinus* is an important target for Chinese squid jigging fleets in the southwest Atlantic Ocean. Some previous studies employed various approaches to forecast optimal *I. argentinus* fishing grounds based on environmental factors, such as sea surface temperature (SST), sea surface height (SSH), and chlorophyll-a concentration (Chl-a). These approaches use experiential knowledge obtained from historical fisheries and environmental data to forecast fishing grounds, but there is no research on how to select the most appropriate spatial and temporal scales or environmental data to forecast models. In this study, models were constructed based on different environmental factors with various spatial and temporal scales to better forecast optimal *I. argentinus* fishing grounds in the southwest Atlantic Ocean.

In this study, historical fishing data from Chinese mainland squid jigging fleets from 2003 to 2011, sea surface temperature (SST), sea surface height (SSH), and chlorophyll-a (CHL-a) data were divided into different temporal and spatial scales. Temporal scales included “weekly” and “monthly,” spatial scales included “ $0.25^\circ \times 0.25^\circ$,” “ $0.5^\circ \times 0.5^\circ$,” and “ $1.0^\circ \times 1.0^\circ$,” environmental factors were divided into four categories, including I (SST), II (SST and SSH), III (SST and Chl-a), and IV (SST, SSH, and Chl-a). A total of 24 models were constructed using error backpropagation artificial neural network; model training, validating, and testing were completed in Matlab. Mean square error and average relative variance (ARV) were used to evaluate accuracy, and sensitivity analyses were used to evaluate the interpretation of models for fishing grounds.

The results indicated that the fishery forecasting model with maximum accuracy and minimum ARV was constructed by two models, one was with a “weekly” temporal scale, “ $1.0^\circ \times 1.0^\circ$ ” spatial scale, and “SST” environmental factor, whereas the other was with a “monthly” temporal scale, “ $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ ” spatial scale, and “SST” environmental factor. Sensitivity analyses using those two models showed that models with different temporal and spatial scales expressed different habitat suitability.

This research revealed that when models had the same temporal scales, there were no proportional or inverse relationships between spatial scale and model accuracy, when models had same spatial scales, there was no proportional or inverse relationships between temporal scale and model accuracy. Additionally, more environmental factors were not always better; sometimes more environmental factors increased the difficulty of model fitting. In summary, considering the temporal and spatial scale of fishing and environmental data was needed to construct fishing ground forecasting models for *I. argentinus*.

Key words: *Illex argentinus*; fishery forecasting; artificial neural network; temporal and spatial scale; environmental factor

Corresponding author: CHEN Xinjun. E-mail: xjchen@shou.edu.cn