

基于地理加权回归的渤海沙氏下鱚鱼仔稚鱼栖息地指数

赵 杨¹ 张学庆^{1*} 卞晓东²

(¹中国海洋大学环境科学与工程学院, 海洋环境与生态教育部重点实验室, 山东青岛 266100; ²中国水产科学研究院黄海水产研究所, 山东青岛 266071)

摘要 为研究渤海鱼类资源早期补充过程, 本文将地理加权回归法(GWR)引入栖息地指数(HSI)模型, 选取海表温度、海表盐度、水深和叶绿素 a 浓度 4 个环境因子建立基于 GWR 的渤海沙氏下鱚鱼仔稚鱼的 HSI_{GWR} 模型。模拟发现: 在 2015 年 8 月渤海的 HSI_{GWR} 模型中, 海表温度和叶绿素 a 浓度为全局变量, 两者的回归系数分别为 -0.027 和 0.006, 对 HSI 影响较小。海表盐度和水深为局地变量, 两者回归系数绝对值的平均值分别为 0.075 和 0.129, 对 HSI 的影响较大。其中, 海表盐度在渤海中部与 HSI 呈负相关, 负相关系数最大, 为 -0.3, 在三湾呈微弱正相关, 相关系数最大值为 0.1; 水深在整个渤海均与 HSI 呈负相关, 且在三湾的负相关程度明显大于渤海中部, 三湾的负相关系数最大, 为 -0.16。该 HSI_{GWR} 模型的泊松相关系数为 0.705, 拟合效果较好, 可为今后的鱼类栖息地环境研究提供一种新的方法。

关键词 栖息地适宜指数; 地理加权回归; 渤海; 沙氏下鱚鱼仔稚鱼

Habitat suitability index of larval Japanese Halfbeak (*Hyporhamphus sajori*) in Bohai Sea based on geographically weighted regression. ZHAO Yang¹, ZHANG Xue-qing^{1*}, BIAN Xiaodong² (¹Ministry of Education Key Laboratory of Marine Environment and Ecology, College of Environmental Science and Engineering, Ocean University of China, Qingdao 266100, Shandong, China; ²Yellow Sea Fisheries Research Institute, Chinese Academy of Fishery Sciences, Qingdao 266071, Shandong, China).

Abstract: To investigate the early supplementary processes of fish resources in the Bohai Sea, the geographically weighted regression (GWR) was introduced to the habitat suitability index (HSI) model. The Bohai Sea larval Japanese Halfbeak HSI_{GWR} model was established with four environmental variables, including sea surface temperature (SST), sea surface salinity (SSS), water depth (DEP), and chlorophyll a concentration (Chl a). Results of the simulation showed that the four variables had different performances in August 2015. SST and Chl a were global variables, and had little impacts on HSI, with the regression coefficients of -0.027 and 0.006, respectively. SSS and DEP were local variables, and had larger impacts on HSI, while the average values of absolute values of their regression coefficients were 0.075 and 0.129, respectively. In the central Bohai Sea, SSS showed a negative correlation with HSI, and the most negative correlation coefficient was -0.3. In contrast, SSS was correlated positively but weakly with HSI in the three bays of Bohai Sea, and the largest correlation coefficient was 0.1. In particular, DEP and HSI were negatively correlated in the entire Bohai Sea, while they were more negatively correlated in the three bays of Bohai than in the central Bohai Sea, and the most negative correlation coefficient was -0.16 in the three bays. The Poisson regression coefficient of the HSI_{GWR} model was 0.705, consistent with field measurements. Therefore, it could provide a new method for the research on fish habitats in the future.

Key words: habitat suitability index; geographically weighted regression; Bohai Sea; larval Japanese Halfbeak.

本文由国家重点基础研究发展计划项目(2015CB453301)和国家自然科学基金项目(41506168)资助 The work was supported by the National Basic Research Program of China (2015CB453301) and the National Natural Science Foundation of China (41506168).

2017-07-07 Received, 2017-10-12 Accepted.

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: zqx@ouc.edu.cn

栖息地指数(habitat suitability index, HSI)最早由美国地理调查局国家湿地研究中心鱼类与野生动物署于20世纪80年代提出,用来描述野生动物的栖息地质量,随后HSI模型广泛应用于物种管理和生态恢复研究^[1]以及渔场分布分析^[2-3].金岳等^[4]预测了秘鲁外海荃柔鱼(*Dosidicus gigas*)的资源密度高值分布区,Brown等^[5]研究了8种鱼类和无脊椎动物在美国缅因州卡斯特湾的栖息地指数.

目前,对于渔业栖息地的调查研究多采用全局(Global)方法的模型^[1-5].Global方法的模型指不涉及数据的空间属性及相互空间依赖性的模型.而鱼类的栖息地适宜指数属于空间数据,不同区域的环境对其影响有所不同.Global模型忽略数据的空间变化,并无法对其进行解释.而这也会造成回归模型失去有效性和预测结果失效等问题.为了解决这种问题,可将空间变化的影响从Global模型中分离出来建立局地模型.Alexander^[6]通过对比发现,局地模型比全局模型有更好的模拟结果.

渔业种群早期生活史阶段是其生命中最脆弱、对栖息环境变化最敏感的阶段,小规模环境变化也可能对其资源补充过程产生剧烈影响^[7].为研究渤海鱼类资源早期补充过程中仔稚鱼分布的空间变化和空间非平稳性,本文将Fotheringham等^[8]提出的地理加权回归法(geographically weighted regression, GWR)引入HSI模型中,建立局地模型.通过了解地理空间位置上参数估计值的空间变化,可以非常直观地探测其空间关系的非平稳性^[9].

Windle等^[10]用GWR研究了西北太平洋渔业的空间非平稳性,并与GLM模型(generalized linear model)和GAM模型(generalized additive model)对比,表明GWR模型能更好地模拟空间变化.Kilgo^[11]将GWR模型与OLS模型(ordinary least squares model)结合,研究了珊瑚礁鱼类的空间分布特征.Alexander^[6]分别建立渔业的GWR、GLM和GAM模型并进行对比,得出GWR模型是模拟效果最好的模型.而国内将GWR方法用于渔业的研究还比较少.

本文采用沙氏下鱈鱼(*Hyporhamphus sajori*)仔稚鱼作为模拟数据,沙氏下鱈鱼为暖温性中上层近海鱼类,据文献^[12]记载,沙氏下鱈鱼在渤海产卵场主要有莱州湾东北部、辽东湾东部金州湾和滦河口附近海域.在生殖季节喜栖息于海藻丛生的环境^[13].沙氏下鱈鱼初孵仔鱼6.5~8.0 mm,体型细长,发育初期下颌不突出;胚体色素较多,颅顶具大的点

状黑色素斑,胚体背部自颅顶后缘至背鳍前方正中两侧具25~30个黑色素,体侧自鳃盖后缘至尾鳍基底具有黑点线状色素带,腹囊上缘具有浓密黑色素;随着胚体发育其下颌逐渐突出,并不断延长^[14].

栖息地的环境变量对建立回归模型十分重要,但影响仔稚鱼栖息地适宜性的环境变量众多,从数据获取的难易以及模型的复杂程度考虑,宜选择几种代表性的环境变量.余为等^[15]结合温度、盐度、海面高度和叶绿素a建立了鸢乌贼(*Symplectoteuthis oualaniensis*)的HSI模型;Brown等^[5]用温度、盐度、深度和底质类型建立了8种鱼类和无脊椎动物的HSI模型.本文结合前人的研究结果和多重线性诊断^[16],选取海表温度(SST)、海表盐度(SSS)、水深(DEP)和叶绿素a浓度(Chl a)4个环境变量建立基于GWR的渤海沙氏下鱈鱼仔稚鱼的HSI_{GWR}模型,对全局模型预测可能失效的问题进行改善,研究了渔业资源空间局域不稳定性,有助于对渔业资源空间分布的深入理解,也为渤海鱼类早期补充动态研究提供一种新方法.

1 数据来源与研究方法

1.1 数据来源及处理

模型采用的仔稚鱼数据来自于2015年8月中国水产科学研究院黄海水产研究所渤海大面调查.在渤海中部地区,站位的空间分辨率为 $0.5^{\circ} \times 0.5^{\circ}$,三湾的空间分辨率为 $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$,共98个调查站位,调查站位分布见图1.本次沙氏下鱈鱼仔稚鱼的采集方法为水平网拖网,拖网时间为30 min,均在白天进行,此次调查持续时间为10 d.

仔稚鱼的相对丰度指数(relative abundance index, RAI)^[17]的计算公式为:

$$RAI_{fish,i} = Fish_i / Fish_{max} \quad (1)$$

式中: $RAI_{fish,i}$ 指以仔稚鱼密度为基础获得的相对丰度指数; $Fish_{max}$ 指所有观测点的最大仔稚鱼密度.

根据Brown等^[5]的理论,RAI可认为是真实的适宜性指数(suitability index, SI).其中,仔稚鱼密度最高站点的SI为1;仔稚鱼密度为0时,通常认为是最不适合仔稚鱼生存的海区,认为SI为0.本文中用SI代表真实的适宜性指数,HSI代表HSI模型模拟的栖息地适宜指数.则渤海沙氏下鱈鱼仔稚鱼SI分布如图1所示.

根据影响仔稚鱼空间分布的环境因素并经过多重线性诊断^[16],最终确定SST、SSS、DEP和Chl a为渤海沙氏下鱈鱼仔稚鱼HSI模型的影响因子.SST、

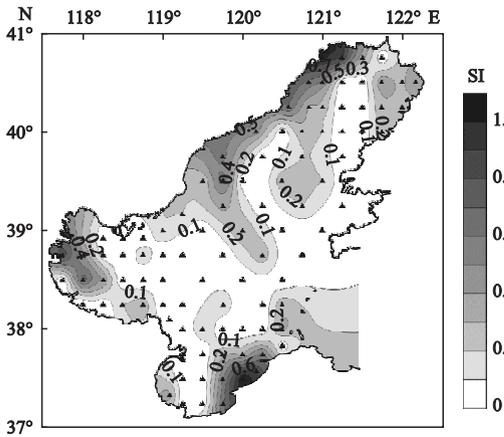


图1 站位及适宜性指数(SI)空间分布

Fig.1 Spatial distribution of survey sites and SI.

SSS、DEP 和 Chl a 的采集时间和地点与仔稚鱼数据相同, SST 和 SSS 采用温盐深仪(CTD)进行现场测量, DEP 采用回声测深仪进行现场测量, Chl a 的采集和测量方法为采集水样抽滤, 避光低温保存后采用分光光度法进行测量。SST、SSS、DEP 和 Chl a 的空间分布见图 2。

将 SST、SSS、DEP 和 Chl a 进行标准化, 便于之后 HSI_{GWR} 模型系数对比。标准化方法采用 z-score 方法, 公式如下:

表 1 数据的统计学参数

Table 1 Statistical parameters of data

自变量 Independent variable	有效数据 个数 Number of valid data	极小值 Minimum	极大值 Maximum	平均值 Average	标准差 Standard deviation
SSS (PSU)	98	27.14	31.09	30.10	0.75
SST (°C)	98	23.79	29.19	26.98	1.16
DEP (m)	98	6.85	28.66	17.83	5.76
Chl a ($\mu\text{g} \cdot \text{L}^{-1}$)	98	0	13.27	1.11	1.76

SSS: 海表盐度 Sea surface salinity; SST: 海表温度 Sea surface temperature; DEP: 水深 Water depth; Chl a: 叶绿素 a 浓度 Chlorophyll a concentration. 下同 The same below.

$$z_{ij} = (x_{ij} - \bar{x}) / \sigma \quad (2)$$

其中: z_{ij} 为标准化后的变量值; x_{ij} 为实际变量值; \bar{x} 和 σ 分别为实际数据的均值和标准差(表 1)。

1.2 模型建立

GWR 是对传统的回归模型的扩展, 将全局参数扩展为以地理信息为变量的局部参数, 扩展后的模型公式^[18]如下:

$$y_i = \lambda_0(u_i, v_i) + \sum_k \lambda_k(u_i, v_i) x_{ik} + \sum_l \beta_l \gamma_{il} + \varepsilon_i \quad (3)$$

式中: y_i 为点 i 的 HSI 值; (u_i, v_i) 是第 i 个样本点的空间坐标; x_{ik} 是局部变量 x_k 在 i 点的值; $\lambda_k(u_i, v_i)$

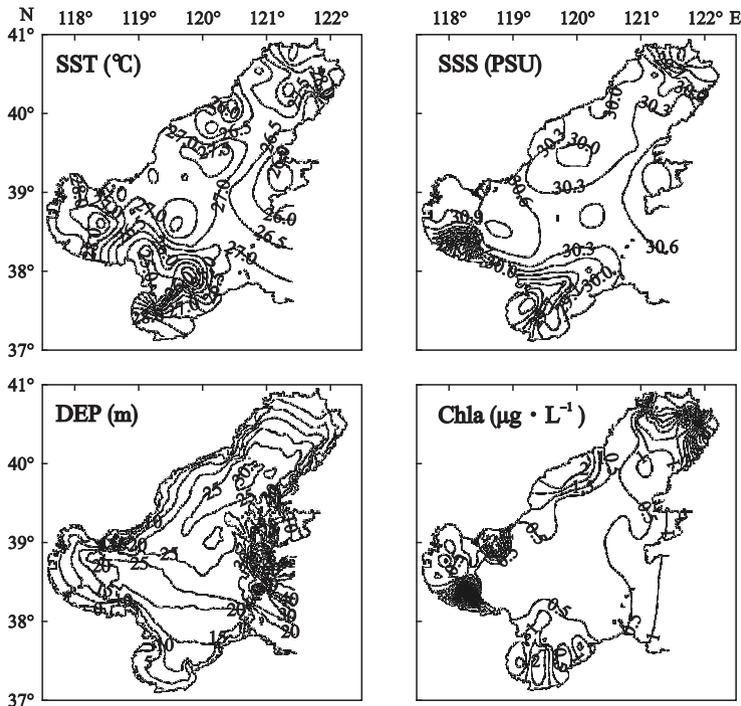


图2 渤海 SST、SSS、DEP 和 Chl a 的空间分布

Fig.2 Spatial distribution of SST, SSS, DEP and Chl a in Bohai Sea.

SSS: 海表盐度 Sea surface salinity; SST: 海表温度 Sea surface temperature; DEP: 水深 Water depth; Chl a: 叶绿素 a 浓度 Chlorophyll a concentration. 下同 The same below.

是局地变量的系数在*i*点的值,即连续函数 $\lambda_k(u, v)$ 在*i*点的值,其中 $\lambda_0(u_i, v_i)$ 为*i*点的常数项; γ_{il} 为全局变量 γ_l 在*i*点的值; β_l 为全局变量的系数; ε_i 为*i*点 y_i 的高斯误差。

为求出式(3)在*i*点的表达式,选取距离*i*点长度小于 θ_i 的所有实测点进行线性回归拟合,各实测点*j*对于预测点*i*的权重为 w_{ij} 。本文采用自适应 bi-欧氏距离平方法的空间核函数对 w_{ij} 进行求解^[19],式(4)为空间核函数 w_{ij} 表达式:

$$w_{ij} = \begin{cases} (1-d_{ij}^2/\theta_{i(k)}^2)^2 & d_{ij} < \theta_{i(k)} \\ 0 & d_{ij} > \theta_{i(k)} \end{cases} \quad (4)$$

其中: w_{ij} 为观测点*j*在预测点*i*的权重; d_{ij} 为*i**j*两点的距离; $\theta_{i(k)}$ 为自适应带宽,指距离*i*点最近的第*k*点距离*i*点的距离,本文中采用赤池信息准则(Akaike Information Criterion, AIC)^[20]确定*k*。

为对比局地模型(HSI_{GWR}模型)与全局模型(HSI_{Global}模型)的差异,本文选取 SST、SSS、DEP 和 Chl a 4 个环境变量分别建立 SI 模型: $SI_x = c \exp\left[-\left(\frac{x-a}{b}\right)^2\right]$, 其中: $b = \sqrt{2} \sigma$; $c = \sqrt{2\pi} \sigma$; a 为均值; σ 为标准差。并利用算数平均法建立全局模型,模型建立方法见文献[3-4]。

对于模型的预测能力一般按照泊松相关系数进行判断,当泊松相关系数<0.4、0.4~0.499、0.500~0.699和>0.700时相应的模型预测能力分别为差、中、良和优^[21]。

2 结果与分析

2.1 模型结果

2.1.1 HSI_{GWR}模型结果 通过地域差异检测(geographical variability test, GVT)方法^[22],得出 SSS 和 DEP 为局地变量, SST 和 Chl a 为全局变量。

则 HSI_{GWR}模型表达式为:

$$HSI_{GWR,i} = \lambda_0(u_i, v_i) + \lambda_1(u_i, v_i) SSS_i + \lambda_2(u_i, v_i) DEP_i + \beta_1 SST_i + \beta_2 Chl a_i + \varepsilon_i \quad (5)$$

图 3a 为 GWR 方法建立的 HSI_{GWR}模型的结果。图 4 为 HSI_{GWR}模型的局地常量 λ_0 和局地变量 SSS 和 DEP 的系数 λ_1 和 λ_2 的空间分布。全局变量 SST 和 Chl a 的系数 β_1 和 β_2 分别为-0.027和0.006。

在 HSI_{GWR}模型建模前,对变量数据进行归一化处理。所以局地变量 SSS 和 DEP 的系数 λ_1 和 λ_2 以及全局变量 SST 和 Chl a 的系数 β_1 和 β_2 的绝对值的大小,可以表示该变量在某空间点对 HSI 影响的

大小。而系数的正负则代表该点的 HSI 对于此变量在该点的正负相关性。

2.1.2 HSI_{Global}模型结果 本文将 98 个站点的数据按照 SST 组距 1.3 °C、SSS 组距 0.5、DEP 组距 2 m、Chl a 组距 0.5 $\mu\text{g} \cdot \text{L}^{-1}$ 进行分组和取组内平均,并利用正态回归方法^[3-4]分别建立分组后数据与 SI 的 SI_x模型。从表 2 可以看出,Chl a 与 SI 建立的 SI_{Chl a}模型的 R^2 和调整 R^2 过小,表明 Chl a 与 SI 之间无正相关关系,将 Chl a 从该 Global 模型中舍去。本文采用 SI_{SST}模型、SI_{SSS}模型和 SI_{DEP}模型,利用算数平均法建立仔稚鱼的 HSI_{Global}模型,表达式为:

$$HSI_{Global} = (SI_{SST} + SI_{SSS} + SI_{DEP}) / 3 \quad (6)$$

HSI_{Global}模型的模拟结果见图 3b。

HSI_{GWR}模型和 HSI_{Global}模型预测的 HSI 和 SI 的泊松相关系数、显著性检验和各方法的 HSI 的均值和标准差见表 3。

2.1.3 模型对比 从表 3 可以看出,在预测模型中, HSI_{GWR}模型与 SI 的泊松分布相关系数为 0.705, HSI_{GWR}模型的预测结果为优; HSI_{Global}模型与 SI 的泊松分布相关系数为 0.531, HSI_{Global}模型的预测结果为良。HSI_{GWR}模型的预测能力明显优于 HSI_{Global}模型。

从图 3 和图 1 的对比可以看出, GWR 方法与 Global 方法都能较好地将 SI 的空间总体分布趋势模拟出来。 HSI_{GWR}模型能将 SI 空间分布的细小结构模拟出来,如渤海湾底部与莱州湾东部的高值区域。 HSI_{Global}模型模拟结果在空间分布上过于平滑,不能很好地将局部的细小变化模拟出来。

表 2 SI_x模型参数

Table 2 Parameters of SI_x models

<i>x</i>	$SI_x = c \exp\left[-\left(\frac{x-a}{b}\right)^2\right]$			R^2 /调整 R^2 Adjusted R^2
	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	
DEP	10.78	12.38	0.77	0.715/0.644
SSS	29.86	1.00	0.96	0.779/0.669
Chl a	2.09	10.35	0.72	0.004/-0.328
SST	29.09	6.62	1	0.894/0.823

表 3 HSI 统计学参数

Table 3 Statistical parameters of HSI

	泊松相关系数 Poisson's coefficient of correlation	均值 Average	标准差 Standard deviation
SI	-	0.194	0.194
HSI _{GWR}	0.705 **	0.191	0.120
HSI _{Global}	0.531 **	0.583	0.178

** $P < 0.01$

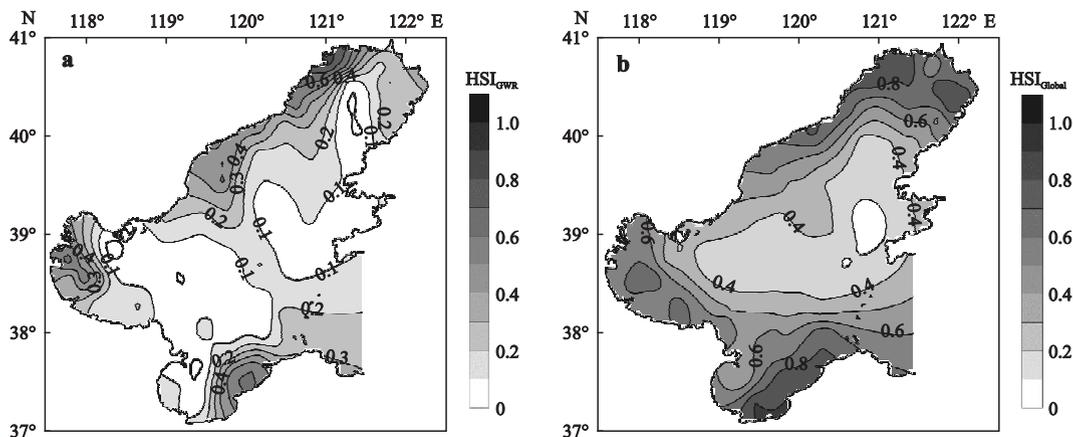


图 3 HSI_{GWR} 模型(a)和 HSI_{Global} 模型(b)模拟的仔稚鱼 HSI 空间分布

Fig.3 Spatial distribution of HSI of fish larvae modeled by HSI_{GWR} model (a) and HSI_{Global} model (b).

从表 3 可以看出,GWR 模型的 HSI 与 SI 的均值基本相同,而 HSI 的标准差明显小于 SI,即相对于实测数据,GWR 方法模拟的 HSI 数据更加平滑;而 Global 模型的 HSI 均值明显偏大,标准差略小于 SI.

从标准差和均值的比较可以发现,两种模型模拟的 HSI 数值的值域分布相对于 SI 的分布都更加集中,但 GWR 方法会将较小值进行放大,将较大值进行缩小,而在 Global 方法中,预测值普遍偏大.

2.2 HSI_{GWR} 模型的全局变量系数

通过 GVT 方法,得出 SST 和 Chl a 为全局变量.表明 SST 和 Chl a 对沙氏下鱥鱼仔稚鱼的影响不随空间变化而变化.

对 Chl a 而言,Chl a 的系数 β_1 为 -0.027 ,其绝对值小于 0.03 ,说明 Chl a 对沙氏下鱥鱼仔稚鱼空间分布的影响很小.虽然 Chl a 能够代表藻类浓度,并在一定程度上代表渔业生物开口饵料丰度,但不同仔稚鱼开口饵料不尽相同,且 Chl a 通常与渤海大型浮游动物优势种群如中华哲水蚤 (*Calanus sin-*

cus) 分布正相关^[23],通常大型浮游动物与仔稚鱼生态位相近,存在物种间竞争排除作用.从模型的模拟结果来看,渤海 2015 年夏季 Chl a 与沙氏下鱥鱼仔稚鱼密度呈微弱的负相关.

对 SST 而言,由于观测数据的时间为 2015 年 8 月,进入夏季,水温分布相对均匀,水平温差小,因此,SST 对仔鱼分布的影响不明显.另外,从 HSI_{GWR} 模型 SST 的系数 β_2 的数值上看,其值小于 0.01 .表明 2015 年 8 月 SST 对仔鱼的影响很小,并显示为微弱的负相关.

2.3 HSI_{GWR} 模型局地变量系数的空间差异分析

通过 GVT 方法,得 SSS 和 DEP 为局地变量.

2.3.1 盐度的空间差异性 SSS 在 HSI_{GWR} 模型中为局地变量.SSS 的相关系数 λ_1 的变化范围为 $-0.3 \sim 0.1$,绝对值的平均数为 0.075 ,盐度对于沙氏下鱥鱼仔鱼生境的影响较大. λ_1 的分布规律为:在三湾内有微小的正相关,其在辽东湾和莱州湾的大部分区域为 0.05 ,其中,在莱州湾的东部小部分海域能达到 0.1 左右,渤海湾的大部分地区为 0 .在渤海的中间

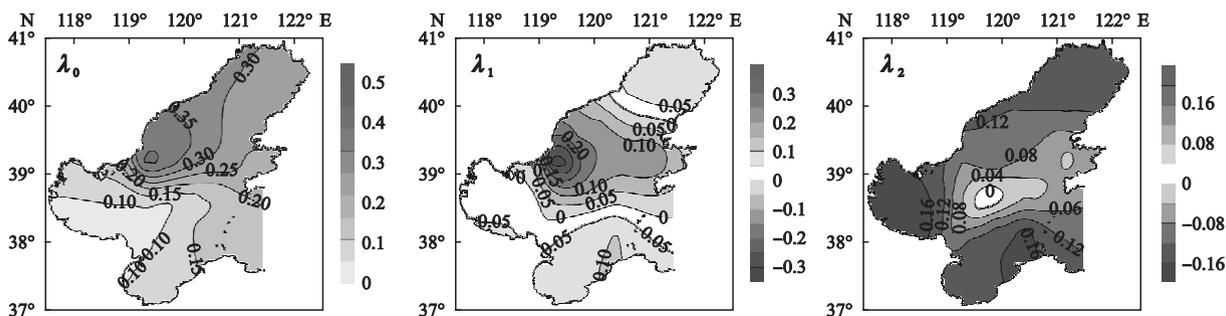


图 4 HSI_{GWR} 模型系数 λ_0 、 λ_1 和 λ_2 的空间分布

Fig.4 Spatial distribution of λ_0 , λ_1 and λ_2 in HSI_{GWR} model.

海区为负,其中 λ_1 最小的地区出现在渤海中部的东北方向,最小为-0.3,向外逐渐扩大,到三湾湾口附近增加至0左右。

从 λ_1 分布可得,在渤海中部,SSS与HSI为负相关,这是由于夏季渤海中部SSS较高,而渤海黄鱼类区系的主要品种具低盐河口近岸产卵繁殖特性^[24],所以在渤海中部SSS较高的海区,HSI与SSS出现了负相关性。在渤海三湾内,由于SSS较低,达到了仔鱼的适宜盐度,SSS对于仔稚鱼的HSI影响很小。

2.3.2 水深的空间差异性 从图4可知, λ_2 的绝对值最高达到0.16以上,绝对值的平均数为0.129,仔稚鱼密度随DEP变化的趋势较明显,表明DEP对仔鱼生境影响较大。其中大部分渤海区域的仔鱼密度与DEP呈负相关。 λ_2 的分布规律为:渤海中部绝对值最小,三湾绝对值最大,且为负值;渤海中部地区趋于0,三湾地区的 λ_2 绝对值大于0.12,其中渤海湾和莱州湾的东部大于0.16。

从 λ_2 的分布图可知,渤海整个区域的HSI与DEP呈负相关,三湾部分相关性最大,渤海中部地区相关性最小。这是由于渤海三湾海区有众多河流注入大量淡水,水深较浅,适宜仔稚鱼生存。而在渤海中部海区,由于水深较深,其他环境条件也不是十分适宜仔稚鱼的生长,造成该地区的仔稚鱼数量较少,所以对水深的变化不十分敏感。

2.3.3 空间常数 λ_0 对HSI的影响 $\lambda_0(u_i, v_i)$ 为HSI_{GWR}模型的常数项,且 λ_0 是空间坐标 (u, v) 的函数。在HSI_{GWR}模型中, λ_0 可认为是模型没有考虑的环境因子对HSI影响的总和。从图3可知, λ_0 在整个渤海中为正,表示没有考虑到的环境因素对渤海HSI的总影响呈正相关。 λ_0 的最大值为0.45,出现在渤海中部的东北方向,最小值接近0,出现在渤海湾的南部海域。整个研究区域的 λ_0 平均值为0.20,数值较大,说明未考虑的环境因子对HSI的影响较大。

3 讨 论

本文基于GWR方法建立了渤海沙氏下鳊鱼仔稚鱼的栖息地适宜指数模型,分析了温度、盐度、深度和叶绿素对沙氏下鳊鱼仔稚鱼HSI的影响,得出盐度和深度为局地变量,温度和叶绿素为全局变量。即随着空间变化,盐度和深度对HSI的影响也随之变化,而温度和叶绿素对HSI的影响在空间上具有一致性。结果能够很好地反映变量的空间非平稳性,与全局模型对比,基于GWR方法的HSI模型的模

拟结果明显优于基于Global方法的HSI模型。

通过比较GWR模型相关系数的大小,可以得出在这4个影响因素中,影响2015年8月渤海沙氏下鳊鱼仔稚鱼HSI主要的因素为盐度和深度,其对HSI的空间系数能达到0.3和0.16,而温度和叶绿素对HSI的影响相对较小,温度的系数不足0.03,叶绿素的系数不足0.01。

本文得出的各变量空间非平稳性的特性仅代表2015年8月沙氏下鳊鱼仔稚鱼数据的特性,并不能代表其他时间各个变量的空间非平稳性。这是由于随着时间变化,沙氏下鳊鱼个体成长,年龄阶段发生变化,其对各环境因子的响应情况也发生变化。且随时间变化,渤海中环境因子也会发生较大的变化,其对沙氏下鳊鱼的影响也会发生相应变化。赵静等^[25]在葫芦岛附近海域的调查显示,沙氏下鳊鱼稚鱼全部出现在夏季(8月),其余季节均未出现;但本文HSI_{GWR}模型结果显示,渤海温度对沙氏下鳊鱼稚鱼的HSI分布的影响很小,这可能是由于8月整个渤海水温分布相对均匀、空间温差小,所以温度对沙氏下鳊鱼的空间分布影响不明显,而在春季或者秋冬季等升温或降温期,渤海水温温差大,温度成为限制仔稚鱼分布的主要因子。

假设有模型能够考虑所有影响HSI的因素,便不需要GWR方法。但是,由于实验仪器或者时间等限制,在实际的观测或建立模型时,并不能也不会考虑所有因素,需对变量进行取舍,留下影响较大的因素对模型进行简化。而这些未建模的某种或者某几种因素的地理分布的不均匀,便造成了HSI对于其他某些因素的响应的空间差异性。而不能考虑到的影响因素的空间分布的不均匀,是造成空间非平稳性的根本原因。例如,鱼类物种为了延续和生存,往往需要适应其所处的水环境。而不同海域群体对不同空间环境的适应,通过自然选择,形成形态、遗传、生态和生理学方面不同的种群特征^[26],进而影响其对影响因素的响应情况。GWR方法将这种模型没有包含的因素的影响归结为该局部地区位置的影响,能够在一定范围内消除由于缺少变量而造成的回归模型拟合产生的误差。但是这种方法不能从根本上找到该地区产生空间非平稳性的原因,还需要讨论没有进行建模的因素的影响。

本文通过GWR方法建立了2015年8月渤海沙氏下鳊鱼仔稚鱼栖息地适宜指数模型,对全局模型进行了改善,研究了渔业资源空间不稳定性,有助于对渔业资源空间分布的深入理解,该模型能够很好

地对渤海地区的 HSI 进行模拟, 模拟结果为优, 可在渔业资源研究中引入空间非平稳性方法提供依据, 也为渤海鱼类早期补充动态研究提供了一种新方法。

参考文献

- [1] Maddock I. The importance of physical habitat assessment for evaluating river health. *Freshwater Biology*, 1999, **41**: 373–391
- [2] Lee PF, Chen IC, Tzeng WN. Spatial and temporal distribution patterns of bigeye tuna (*Thunnus obesus*) in the Indian Ocean. *Zoological Studies*, 2005, **44**: 498–508
- [3] Ding Q (丁 琪), Chen X-J (陈新军), Wang J-T (汪金涛). Comparison habitat suitability index model of *Illex argentinus* and its application into fishing ground forecasting. *Progress in Fishery Sciences* (渔业科学进展), 2015, **36**(3): 8–13 (in Chinese)
- [4] Jin Y (金 岳), Chen X-J (陈新军). Forecasting hotspots of *Dosidicus gigas* in the offshore waters of Peru using habitat suitability model. *Progress in Fishery Sciences* (渔业科学进展), 2014, **35**(3): 19–26 (in Chinese)
- [5] Brown SK, Buja KR, Jury SH, et al. Habitat suitability index models for eight fish and invertebrate species in Casco and Sheepscot Bays, Maine. *North American Journal of Fisheries Management*, 2000, **20**: 408–435
- [6] Alexander RE. A Comparison of GLM, GAM, and GWR Modeling of Fish Distribution and Abundance in Link Ontario. Master Thesis. Los Angeles, CA: University of Southern California, 2016
- [7] Jin X-S (金显仕), Dou S-Z (窦硕增), Shan X-J (单秀娟), et al. Hot spots of frontiers in the research of sustainable yield of Chinese inshore fishery. *Progress in Fishery Sciences* (渔业科学进展), 2015, **36**(1): 124–131 (in Chinese)
- [8] Fotheringham AS, Brunsdon C, Charlton M. Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships. New York: John Wiley & Sons, 2002
- [9] Fotheringham AS, Charlton M, Brunsdon C. The geography of parameter space: An investigation of spatial non-stationarity. *International Journal of Geographical Information Science*, 1996, **10**: 605–627
- [10] Windle MJS, Rose GA, Devillers R, et al. Exploring spatial non-stationarity of fisheries survey data using geographically weighted regression (GWR): An example from the Northwest Atlantic. *Ices Journal of Marine Science*, 2010, **67**: 145–154
- [11] Kilgo JM. Spatial Patterns and Habitat Associations of Targeted Reef Fish in and Around a Marine Protected Area in St. Croix, U.S. Virgin Islands. Master Thesis. Seattle, WA: University of Washington, 2012
- [12] Liu X-S (刘效舜), Wu J-N (吴敬南), Han G-Z (韩光祖). Investigation and Regionalization of Fishery Resources in the Yellow Sea and the Bohai Sea. Beijing: China Ocean Press, 1990 (in Chinese)
- [13] Bian X-D (卞晓东), Zhang X-M (张秀梅), Gao T-X (高天翔), et al. Morphological and genetic identification of Japanese halfbeak (*Hyporhamphus sajori*) eggs. *Journal of Fisheries of China* (水产学报), 2007, **32**(3): 342–352 (in Chinese)
- [14] Okiyama M. An Atlas of the Early Stages Fishes in Japan. Tokyo: Tokai University Press, 1988
- [15] Yu W (余 为), Chen X-J (陈新军). Analysis on habitat suitability index of *Sthenoteuthis oualaniensis* in Northwestern Indian Ocean from September to October. *Journal of Guangdong Ocean University* (广东海洋大学学报), 2012(6): 74–80 (in Chinese)
- [16] Liu M (刘 明). A new diagnosis approach of multicollinearity. *Statistics & Information Forum* (统计与信息论坛), 2012, **27**(10): 14–16 (in Chinese)
- [17] Chen XJ, Tian SQ, Liu BL, et al. Modeling a habitat suitability index for the eastern fall cohort of *Ommastrephes bartramii*, in the central North Pacific Ocean. *Chinese Journal of Oceanology and Limnology*, 2011, **29**: 493–504
- [18] Mondal B, Das DN, Dolui G. Modeling spatial variation of explanatory factors of urban expansion of Kolkata: A geographically weighted regression approach. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2015, **1**(4): 29
- [19] Nakaya T. GWR4 User Manual. Kyoto: GWR 2 Development Team, 2012
- [20] Fotheringham AS, Charlton M, Brunsdon C. Geographically weighted regression: A natural evolution of the expansion method for spatial data analysis. *Environment & Planning A*, 1998, **30**: 1905–1927
- [21] Song LM, Zhou YQ. Developing an integrated habitat index for bigeye tuna (*Thunnus obesus*) in the Indian Ocean based on longline fisheries data. *Fisheries Research*, 2010, **105**: 63–74
- [22] Fotheringham AS, Crespo R, Yao J. Geographical and temporal weighted regression (GTWR). *Geographical Analysis*, 2015, **47**: 431–452
- [23] Yang J-M (杨纪明). Primary study on the feeding of the Bohai Sea *Calanus sinicus*. *Oceanologia et Limnologia Sinica* (海洋与湖沼), 1997, **28**(4): 376–382 (in Chinese)
- [24] Zhu X-H (朱鑫华), Wu H-Z (吴鹤洲), Xu F-S (徐凤山), et al. The heterogeneity of spatiotemporal patterns of nekton community structure in the coastal waters of Yellow Sea and Bohai Sea. *Acta Zoologica Sinica* (动物学报), 1994, **40**(3): 241–252 (in Chinese)
- [25] Zhao J (赵 静), Zhang X-M (张秀梅), Bian X-D (卞晓东), et al. Species composition and distribution of Ichthyoplankton in the coastal waters of Huludao in 2009. *Periodical of Ocean University of China* (中国海洋大学学报), 2011, **41**(11): 34–42 (in Chinese)
- [26] Xu Z-L (徐兆礼), Chen J-J (陈佳杰). Population division of *Larimichthys polyactis* in China Sea. *Chinese Journal of Applied Ecology* (应用生态学报), 2010, **21**(11): 2856–2864 (in Chinese)

作者简介 赵 杨,男,1992年生,硕士研究生.主要从事海洋环境预测研究. E-mail: 18306485900@163.com

责任编辑 肖 红