

蓝藻水华预报模型及基于遗传算法的参数优化

黄佳聪^{1,2}, 吴晓东¹, 高俊峰^{1,*}, 孔繁翔¹

(1. 中国科学院南京地理与湖泊研究所, 南京 210008; 2. 中国科学院研究生院, 北京 100049)

摘要: 蓝藻水华预报是应对水危机, 保障水资源供给的一项重要工作。以太湖北部三湾(竺山湖、梅梁湾、贡湖)为研究对象, 采用动态空间环境建模技术, 构建了蓝藻水华预报模型, 并通过实地观测建立了模拟的初始参数集。利用2008年04—09月太湖水环境、气象等实测数据, 采用遗传算法优化叶绿素a浓度预报模型中敏感度较高的4个参数。研究表明, 该模型在蓝藻水华空间分布的预报上达到了一定的精度; 采用遗传算法能全面、高效地进行参数优化, 降低了模拟结果的相对残差, 提高了模型预报精度。

关键词: 蓝藻水华; 预报模型; 动态空间环境模拟; 参数优化; 遗传算法; 太湖

Cyanobacteria bloom prediction model and parameters optimization based on genetic algorithm

HUANG Jiacong^{1,2}, WU Xiaodong¹, GAO Junfeng^{1,*}, KONG Fanxiang¹

1 Nanjing Institute of Geography and Limnology, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China

2 Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract: Cyanobacteria bloom prediction is very important for water crisis and water resource security. Technique of dynamic spatial environmental modelling is used to develop cyanobacteria bloom prediction model used in three bays (Meiliang Bay, Zhushan Bay, Gong Bay) of northern Taihu Lake. The initial model parameters are obtained from field observation. The four parameters highly sensitive in chlorophyll-a concentration prediction are determined using Genetic Algorithm optimization technique. The observed field data of water environment and meteorological conditions in Taihu Lake from April to September 2008 are used for this purpose. The results showed that, Genetic Algorithm is comprehensive and efficient in optimizing model parameters, thus effective in improving prediction accuracy of the model and the relative residual decreases.

Key Words: cyanobacteria bloom; prediction model; dynamic spatial environmental modelling; parameter optimization; Genetic Algorithm; Taihu Lake

近几年来, 蓝藻水华频繁暴发, 湖泊水环境、生态系统健康以及人们的生产、生活受到极大影响^[1]。蓝藻水华预报可预报蓝藻水华分布范围与堆积程度, 为提前采取应对措施, 减轻蓝藻水华危害提供科学依据^[2]。引起湖泊蓝藻水华因素众多, 蓝藻水华形成机理复杂, 尽管国内外学者对湖泊蓝藻水华预报开展了大量研究, 但建立有效的蓝藻水华预报模型相当困难, 蓝藻水华预报模型的精度亟待提高, 以满足应用的需求。蓝藻水华模型涉及到很多参数, 参数的选择和估计对预报结果影响甚大, 参数优化显得十分重要。常规的模型参数优化方法都是与初始数据有关, 对计算者的经验要求高, 往往无法提供全局最优解, 使得这些传统方法难以做到真正优化的目的^[3]; 遗传算法 (genetic algorithm, GA) 是一种启发式算法, 具有全局搜索特征, 在模型参数优

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(973)资助项目(2008CB418106); 江苏省自然科学基金资助项目(BK2005164); 中国科学院重大交叉资助项目(KZCX1-YW-14)

收稿日期: 2008-12-13; 修订日期: 2009-03-25

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: gaojunf@niglas.ac.cn

化有广泛的应用^[4]。

通过实地观测及分析获取数据,本研究建立基于蓝藻水华平衡方程的预报模型,利用中国科学院太湖湖泊生态系统研究站的数据,以与实测结果符合最好为优选准则,采用 GA 算法优化模型参数,提高水体叶绿素 a 浓度的模拟精度,进而提高蓝藻水华的预报精度。

1 蓝藻水华预报模型

近几年来,国内外大量学者对湖泊蓝藻水华模型开展大量研究,孔繁翔等认为研究蓝藻水华的形成机理必须寻找导致水华形成的各主要生理阶段的触发因子或特异性因子,针对不同阶段蓝藻的生理特性,进行深入研究^[5]。大量的模型应用于蓝藻水华的模拟,并取得一定的应用价值,如利用历史时间系列数据训练人工神经网络模型,建立蓝藻水华模型^[6-8];以水温和总磷为藻类总生物量的显著相关因子,运用统计方法进行太湖梅梁湾蓝藻水华的模拟^[9]。

目前的模型大多是建立在获取水环境数据基础上的统计模型,难以做到蓝藻水华的预报;同时受人力、经费的限制,模型应用难以推广。部分模型采用遥感影像反演叶绿素 a 浓度作为模型的输入,而目前遥感影像反演叶绿素 a 浓度仍存在很多不确定性因素,反演精度有限,且受天气因素影响大,不能保证获得连续的数据。

本文提出基于蓝藻水华平衡方程的预报模型,模型的原理如下。

1.1 模拟原理

蓝藻水华形成与很多因素相关,如风速、风向、降雨、叶绿素 a 浓度、温度、营养盐等诸多因素,其中叶绿素 a 浓度是藻类细胞生物量的一个指标,也是水体富营养化程度的重要指标^[10],但是各指标与蓝藻水华发生之间的关系并非简单的线性关系,在蓝藻水华机理研究尚不成熟的情况下,只能预报短期的蓝藻水华。一般蓝藻水华发生的短期预报主要是通过风速、风向、气温以及某时刻水体叶绿素 a 浓度预测未来某一段时间的水体叶绿素 a 浓度的变化趋势。

本文以太湖北部三湾(竺山湖、梅梁湾、贡湖)为研究对象(图 1),基于气象预报信息建立蓝藻水华平衡方程的预报模型,预报未来水体叶绿素 a 浓度。

为定量描述叶绿素 a 浓度的变化过程,本研究将研究区水体网格化,水体网格单元大小为 250m × 250m。通过蓝藻水华采样数据,可获得研究范围 12 个采样点的叶绿素 a 浓度值,采用空间插值算法获得模拟初始时刻研究区水体网格单元的叶绿素 a 浓度(C_0)分布图。

水体网格单元叶绿素 a 浓度平衡方程可表示为:

$$C_i = C_{i-1} + (B_{i-1} - D_{i-1}) + (I_{i-1} - E_{i-1}) \quad (1)$$

其中, C_i 为预报时刻($i = 1, \dots, n$)网格单元叶绿素 a 浓度值($\mu\text{g/L}$), $C_i(i=0)$ 为初始时刻网格单元的叶绿素 a 浓度值, B_{i-1} 、 D_{i-1} 、 I_{i-1} 、 E_{i-1} 分别是 $i-1$ 时刻网格单元蓝藻的生长、死亡、迁入、迁出而引起叶绿素 a 浓度变化。 $(I_{i-1} - E_{i-1})$ 可通过公式 2 计算。

$$(I_{i-1} - E_{i-1}) = \frac{v \times t}{a \times r} C_{i-1} \times p \quad (2)$$

式中, v 为叶绿素 a 漂移速度(m/s); p 为网格单元漂移叶绿素 a 数量占总数量的百分比(%); t 为模拟时间步长(3600s); r 为网格单元的分辨率(250m); a 表示漂移方向,当风向为东风、西风、南风、北风时, a 取 1,当风向为东北风、东南风、西北风、西南风时, a 取 $\sqrt{2}$ 。根

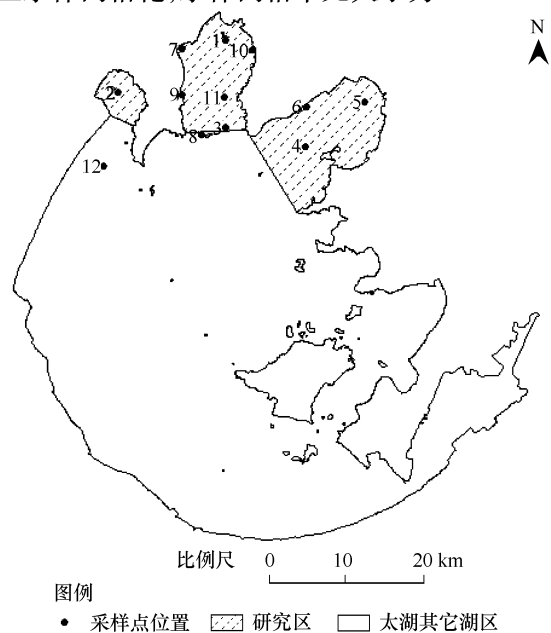


图 1 研究区与采样点位置图

Fig. 1 Study area and location of sampling points

据实验, p 、 v 与风力等级存在表 1 所示的关系。

($B_{i-1} - D_{i-1}$)由(公式 3)计算:

$$(B_{i-1} - D_{i-1}) = C_{i-1} \times [(1 + q)^{\frac{1}{24}} - 1]$$
 (3)

式中, q 为叶绿素 a 浓度的日变化率(%),其他符号同上。由于蓝藻死亡率的研究较少,难以对其进行估算,本研究中暂不考虑 D_{i-1} ,以 B_{i-1} 来代替($B_{i-1} - D_{i-1}$),因此,在各气象条件下, q 的经验值为非负,根据实验, q 与风力等级、天气存在表 2 所示的关系。

根据公式(1—3),可计算短期任一时刻($i = 1, \dots, n$)研究区水体网格单元的叶绿素 a 浓度(C_i)。

1.2 数据输入

蓝藻水华预报涉及到的数据分为气象预报数据和水体叶绿素 a 浓度数据。叶绿素 a 浓度数据是由

中国科学院太湖湖泊生态系统研究站在不同日期同步采样分析获得,采样点为 12 个(图 1),采用 Kriging 空间插值算法获得研究区的叶绿素 a 浓度分布图。气象预报数据由江苏省气象局提供未来气象预报数据,气象条件是影响蓝藻变化的主要因素,包括天气、风向、风力等级,气象数据以表格(表 3)形式输入模型。

表 2 不同气象条件下水体叶绿素 a 浓度日变化率/%观测值

Table 2 Observed values of the change rate of chlorophyll-a concentration/% in a day under different metrological conditions					
天气 Weather	风力等级 Wind scale				
	0 级、1 级、2 级 Grade 0, Grade 1, Grade 2	3 级 Grade 3	4 级 Grade 4	5 级 Grade 5	5 级以上 Over Grade 5
晴 Clear sky	60	40	30	8	0
晴到多云 Clear sky to cloudy	50	30	20	6	0
多云 cloudy	40	20	7	5	0
多云到阴 Cloudy to overcast sky	20	10	5	5	0
阴/降雨 Overcast sky to rain	0	0	0	0	0

本研究选取 2008 年 4—9 月期间的 16 组蓝藻水华事件进行预报研究,其中的 12 组作为优化模型数据,4 组用于模型优化的精度检验。

2 模型参数优化

GA 是源于生物界自然选择思想和自然遗传机制的一种全局优化算法,是 70 年代初期由美国 Michigan 大学 Holland 教授提出^[11]。与传统优化算法不同,GA 从一组随机产生的称为种群的初始解开始搜索,种群中每个个体是问题的一个解,称为染色体。染色体在后代迭代中不断进化,称为遗传。在每一代中用适应度来评价染色体的优劣,生成的下一代染色体称为后代。后代由前一代染色体通过自然选择、变异和杂交形成。在新一代形成过程中,根据适应度的大小选择后代,适应度高的染色体被选中的概率较高,经过若干代之后,算法收敛于最好的染色体,它很可能就是问题的最优解或近似最优解。GA 在模型参数率定方面有广泛的应用,可优化不同的生态环境模型参数,包括作物生长模型、净生态系统二氧化碳交换量估算模型、水文模型等^[12-15]。

2.1 基于 GA 优化蓝藻水华预报模型参数

模型参数优化是以保持残差最小作为约束条件,搜索参数空间中的最优参数,基本计算包含编码、初始化群体、个体评价、选择、交叉、变异运算过程^[16-18]。利用 GA 优化蓝藻水华预报模型参数的步骤如下:

(1)确定待优化参数及其空间 蓝藻水华预报模型中有较多的参数(表 1、表 2),为确定影响模拟结果的

主要参数,反复模拟,分析模型各个参数的灵敏度,并统计输入气象数据(表4),在12组模型优化数据中,天气为“多云”或“阴/降雨”的模拟天数占模拟总天数的85.4%,风力等级为“2级”或“3级”的模拟天数占模拟总天数的85.4%,因此,确定 r_1 、 r_2 、 r_3 、 r_4 为重点参数,根据各参数的未优化值,确定参数空间(表5)。

表3 气象数据表

Table 3 Meteorological data

模型参数优化数据 Data for optimizing model parameters												
日期 Date	天气 Weather				风向 Wind direction				风力等级 Wind scale			
2008-04-21	阴/降雨	阴/降雨	阴/降雨	多云	NW	NW	NW	SW	3	3	3	3
2008-04-28	晴	晴	多云	多云	S	S	S	SW	3	3	3	3
2008-05-05	多云	多云	阴/降雨	阴/降雨	SW	SW	S	E	3	3	3	3
2008-05-19	晴	晴	多云	阴/降雨	S	S	SW	SW	3	3	2	2
2008-05-26	阴/降雨	阴/降雨	阴/降雨	多云	SE	SE	N	N	1	1	3	1
2008-06-09	阴/降雨	阴/降雨	多云	阴/降雨	E	E	NE	E	3	3	4	3
2008-06-30	阴/降雨	阴/降雨	阴/降雨	阴/降雨	S	S	S	SE	2	2	3	3
2008-07-21	多云	多云	多云	多云	S	S	S	S	1	2	3	4
2008-08-04	晴	晴	晴	多云	S	S	SE	S	2	2	2	2
2008-08-11	阴/降雨	阴/降雨	阴/降雨	阴/降雨	S	S	S	S	2	2	2	3
2008-08-25	多云	多云	多云	多云	NE	NE	E	SE	3	2	2	2
2008-09-15	多云	多云	多云	多云	NE	NE	NE	SE	2	4	2	2
模型精度检验数据 Data for model accuracy test												
2008-05-12	多云	多云	多云	多云	NW	NW	SE	SE	5	5	3	1
2008-06-23	阴/降雨	阴/降雨	多云	阴/降雨	E	E	SE	E	3	3	2	3
2008-08-18	多云	多云	阴/降雨	阴/降雨	SE	SE	S	S	2	2	2	2
2008-09-08	多云	多云	多云	多云	E	E	SE	E	2	2	2	3

表4 气象条件统计表

Table 4 Statistical table of meteorological conditions

天气 Weather	时间 Time/d	风力等级 Wind scale	时间 Time/d
晴 Clear sky	7	1 级	4
晴到多云 Clear sky to cloudy	0	2 级	13
多云 Cloudy	21	3 级	23
多云到阴 Cloudy to overcast sky	0	4 级	3
阴/降雨 Overcast sky to rain	20	5 级	0

表5 优化参数

Table 5 Selected parameters for optimization

参数 Parameter	天气 Weather	风力等级 Wind scale	未优化值/% Un-optimized value	参数空间/% Parameter range
r_1	多云 Cloudy	2 级	20	10—30
r_2	多云 Cloudy	3 级	7	0—20
r_3	阴/降雨 Overcast sky to rain	2 级	0	-10—10
r_4	阴/降雨 Overcast sky to rain	3 级	0	-10—10

(2)算法控制参数配置 GA 主要包括4个参数:初始群体的个体数、交换率、变异率、最大遗传的代数。4个参数的选择对算法的寻优性能有很大的影响,本研究经过反复试验,最终确定4个参数分别为50、0.8、0.15、10。

(3)初始化 随机产生50个不同参数(r_1 、 r_2 、 r_3 、 r_4)组合(染色体)作为初始群体。

(4) 适应度函数设计, 计算每个参数组合的适应度。先建立目标函数, 目标函数用于计算模拟结果与实测结果的相对残差:

$$F = \left\{ \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{\text{cells}} \left[\left(\frac{| \text{Chl_Mon}_{ij} - \text{Chl_Sim}_{ij} |}{\text{Chl_Mon}_{ij}} \right) / \text{cells} \right] \right\} / N \quad (4)$$

Chl_Mon_{ij} 、 Chl_Sim_{ij} 分别为样本 i 网格单元 j 叶绿素 a 浓度的实测值和模拟值; N 为样本数量, cells 是研究区网格数量, 根据目标函数 F , 确定参数组合的适应度 $f(x)$:

$$f(x) = 1/F \quad (5)$$

(5) 选择 根据适应度函数(公式 5), 评价参数组合的适应度, 按与适应度值大小成正比的概率选择参数组合, 适应度值大, 表明基于该参数组合的模型模拟结果与实测结果相对残差小, 遗传到下一代的概率高。

(6) 交叉 本研究采用 0.8 的概率, 重新结合参数组合的编码, 生成新的参数组合。

(7) 变异 以 0.15 的概率, 随机使得参数组合的一个编码发生变异, 得到新的参数组合, 避免陷入局部优化。

重复(5)——(7), 当满足迭代终止条件时, 计算结束。本研究选择的迭代终止条件是达到最大的遗传代数或参数组合的适应度(f)大于 10, 适应度最大的参数组合为参数优化值。

3 结果

3.1 模拟结果

基于 GA 优化蓝藻水华预报模型参数, 可得到模型优化参数值。以 4 个验证样本(样本 1—4)作为模型的输入数据, 用模型未优化参数、模型优化参数(表 6)模拟未来 3 日研究区水体网格单元的叶绿素 a 浓度, 由于形成水华的水体叶绿素 a 浓度高于 $10 \mu\text{g/L}^{[5]}$, 而不同水体中叶绿素 a 浓度和水华的关系之间存在差异, 没有统一的标准来确定水华发生时叶绿素 a 浓度的阈值, 结合太湖的实际情况, 模拟结果(图 2)将叶绿素 a 浓度划分为 6 个等级。

表 6 参数优化值
Table 6 Optimized value of parameters

参数 Parameter	天气 Weather	风力等级 Wind scale	未优化值/% Un-optimized value	优化值/% Optimized value
r_1	多云 Cloudy	2 级	20	13.16
r_2	多云 Cloudy	3 级	7	4.41
r_3	阴/降雨 Overcast sky to rain	2 级	0	-5.51
r_4	阴/降雨 Overcast sky to rain	3 级	0	-9.26

3.2 精度验证

模型参数优化对模拟精度的影响采用相对残差(式 4)评价, 图 2 为 4 个验证样本(样本 1—4)采用两组参数的模拟结果, 4 个样本未优化模拟的相对残差分别为: 47.154%、51.938%、48.519%、45.325%, 优化模拟的相对残差分别为: 45.308%、45.826%、37.502%、42.687%, 模型参数优化后, 相对残差都不同程度地减少(1%—11%), 模拟精度有所提高。

从模拟结果图(图 2)来看, 4 个验证样本的优化模拟结果都有不同程度的优化效果。其中样本 3 在梅梁湾的优化效果极为显著, 样本 4 在竺山湖、梅梁湾的优化效果极为显著。

为进一步比较未优化模拟结果与优化模拟结果的差异, 在 4 个验证样本的研究区内分别选取 5 个采样点(图 1 中样本点 1—5), 读取采样点叶绿素 a 浓度的未优化模拟值、优化模拟值、实测值(表 7), 共 20 个采样点, 其中 17 个采样点得到不同程度的优化, 部分采样点的优化效果极为显著, 3 个采样点的优化效果差。

4 结论与讨论

(1) 蓝藻水华预报是一项复杂而艰巨的工作。蓝藻水华机理十分复杂, 涉及的因素较多, 一些机理尚未

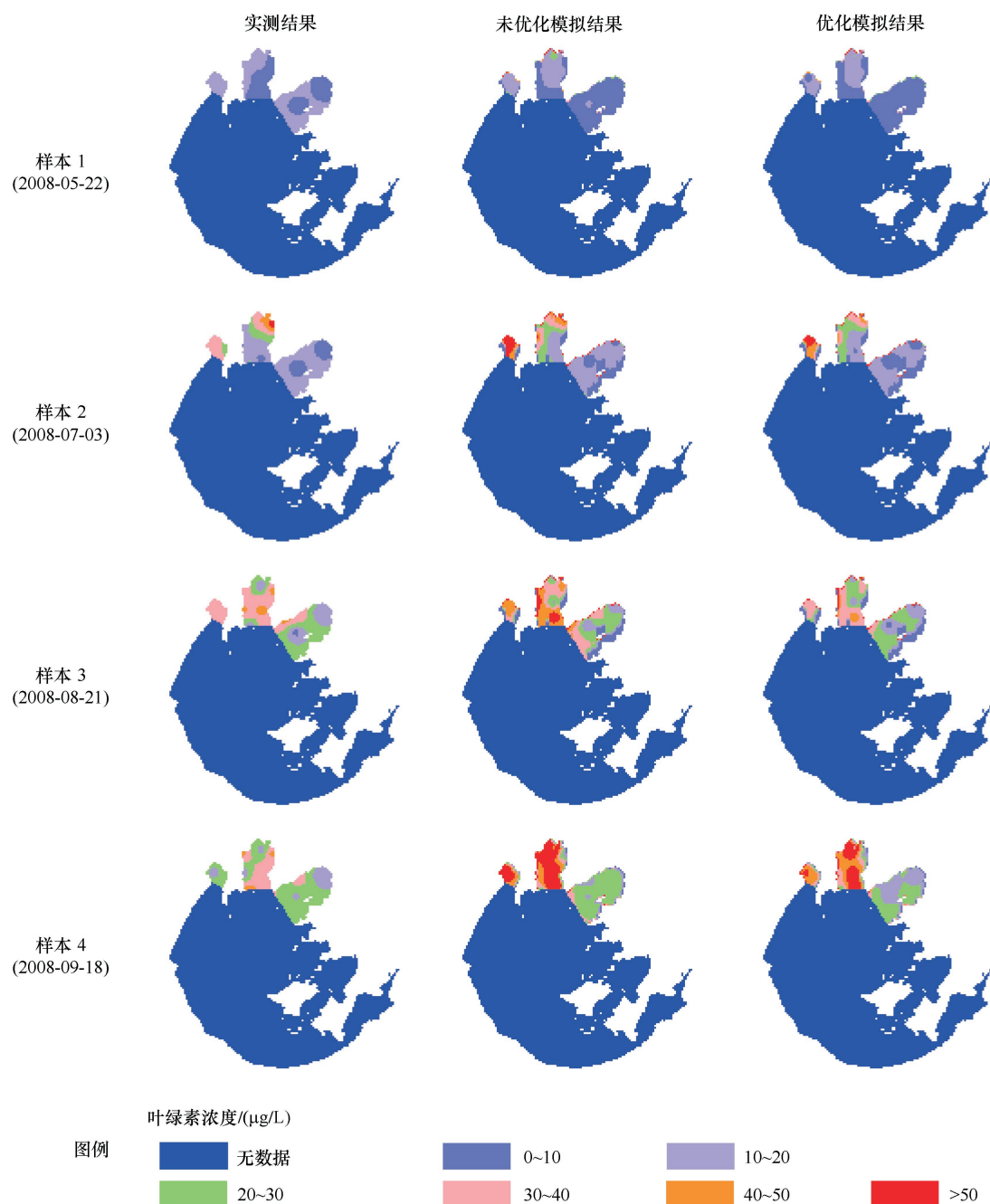


图2 未优化模拟结果与优化模拟结果对比图

Fig. 2 Comparison of simulation results before optimization to result after optimization

达成共识。本研究在有限的条件下,根据实测样本数据构建经验模型,并基于一些重要的气象因子预报短期的水体叶绿素 a 浓度的空间分布,为进一步准确预报蓝藻水华奠定基础。

(2) 本研究以长期实验研究为基础,构建蓝藻水华的预报模型,将复杂的生物过程概化为数学模型,在蓝藻水华机理尚不完全明确的条件下,达到较好的预报精度。此外,蓝藻水华预报模型的参数敏感度高,采用常规优化方法,搜索量大,而采用 GA 可以减少搜索量,得到全局最优解,提高优化效率。

(3) GA 的优化效果与模型、采样数据等因素紧密联系。本文利用 1a 的采样数据,数据量较少,优化效果有限;同时,模型存在较多的参数,本文仅优化敏感度较高的 4 个参数,其它参数未优化,为提高预报精度,可利用更多的实测数据优化其它参数。

表 7 采样点未优化模拟值与优化模拟值对比

Table 7 Comparison of sampling points value before optimization with value after optimization

项目 Item		采样点 1 Sampling Point 1	采样点 2 Sampling Point 2	采样点 3 Sampling Point 3	采样点 4 Sampling Point 4	采样点 5 Sampling Point 5
样本 1 Sample 1 (2008-5-22)	经度 Longitude	120.296	120.379	120.188	120.044	120.192
	纬度 Latitude	31.387	31.436	31.412	31.456	31.513
	未优化模拟值 Simulation value before optimization	10.25	6.32	5.48	11.13	21.40
	优化模拟值 Simulation value after optimization	9.10	5.61	4.86	9.88	18.99
	实测值 Observed value	6.16	4.30	3.17	16.84	14.22
样本 2 Sample 2 (2008-7-3)	未优化模拟值 Simulation value before optimization	10.99	11.37	18.53	59.92	36.24
	优化模拟值 Simulation value after optimization	9.58	9.91	16.15	52.11	31.50
	实测值 Observed value	6.20	6.19	7.27	33.87	39.93
	未优化模拟值 Simulation value before optimization	21.17	19.24	49.60	42.50	32.96
样本 3 Sample 3 (2008-8-21)	优化模拟值 Simulation value after optimization	16.66	15.14	38.93	33.37	25.92
	实测值 Observed value	7.25	11.75	32.20	34.00	12.25
	未优化模拟值 Simulation value before optimization	19.51	20.97	77.86	58.21	78.50
样本 4 Sample 4 (2008-9-18)	优化模拟值 Simulation value after optimization	17.01	18.29	67.89	50.76	68.45
	实测值 Observed value	18.60	12.80	38.90	18.50	16.10
	未优化模拟值 Simulation value before optimization	19.51	20.97	77.86	58.21	78.50

(4)模拟结果的误差是由多方面原因造成的,基于目前条件所限,本研究立意先抓主要因素(气象条件、叶绿素 a 浓度),基于实验观测数据构建模型,达到预测蓝藻水华的目的。模型构建方面可以通过蓝藻水华机理进一步深入研究来完善。输入数据的精度也是影响模拟结果的重要因素。目前获得水体叶绿素 a 浓度方法主要有 2 种,一种办法是实测,但需要在研究区同时布设大量的采样点,才能满足高精度空间模拟的要求,工作量浩大,难以进行连续多次的布测;一种办法是采样遥感方法获得,但目前叶绿素 a 浓度空间分布的遥感反演存在较大误差,尤其在高值和低值区域,同时蓝藻水华暴发期与汛期同步,阴云天气较多,获得与气象观测要素时间匹配的遥感反演叶绿素 a 数据比较困难。将这 2 种方法结合使用来获得模拟的初始条件是目前可行的一种方法,也是本研究下一步工作的重点。

致谢:本研究的部分实测数据来源于中国科学院太湖湖泊生态系统研究站,在此深表谢意。

References:

- [1] Di Jin, Porter Hoagland. The value of harmful algal bloom predictions to the nearshore commercial shellfish fishery in the Gulf of Maine. *Harmful Algae*, 2008, 7(6): 772-781.
- [2] Marsili-Libelli S. Fuzzy prediction of the algal blooms in the Orbetello lagoon. *Environmental Modelling & Software*, 2004, 19(9): 799-808.
- [3] Boyle D P, Gupta H V, Sorooshian S. Toward improved calibration of hydrologic models: combining the strengths of manual and automatic methods. *Water Resources Research*, 2000, 36(12): 3663-3674.
- [4] Ternes M, Mette C, J McClean, Christopher D Preston. The use of genetic algorithms and Bayesian classification to model species distributions. *Ecological Modelling*, 2006, 192(3-4): 410-424.
- [5] Kong F X, Gao G. Hypothesis on cyanobacteria bloom-forming mechanism in large shallow eutrophic lakes *Translated Journal. Acta Ecologica Sinica*,

2005,25(3):589-595.

- [6] Joseph H W Lee, Yan Huang, Mike Dickman A W. Jayawardena. Neural network modelling of coastal algal blooms. *Ecological Modelling*, 2003, 159 (2-3): 179-201.
- [7] Gilbert C S Lui, Li W K, Kenneth M Y, Leung, Joseph H W Lee, Jayawardena A W. Modelling algal blooms using vector autoregressive model with exogenous variables and long memory filter. *Ecological Modelling*, 2007, 200(1-2): 130-138.
- [8] Lu Z J, Zhu L, Pei H P, Wang Y. The model of chlorophyll-a concentration forecast in the West Lake based on wavelet analysis and BP neural networks. *Acta Ecologica Sinica*, 2008, (10): 4965-4973.
- [9] Chen Y W, Qin B Q, Gao X Y. Prediction of Blue-green Algae Bloom Using Stepwise Multiple Regression Between Algae & Related Environmental Factors in Meiliang Bay, Lake Taihu. *Journal of Lake Sciences*, 2001, 13(1): 63-71.
- [10] Xu H S, Hong W M, Wang Y C, Wen J Z, Li J Y. Discuss on Early Warning Monitor System to cyanobacteria Bloom-forming in Taihu Lake. *Environmental Monitoring in China*, 2008, 24(2): 62-65.
- [11] Holland J H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Michigan: The University of Michigan Press, 1975.
- [12] Chunni Dai, Meng Yao, Zhuji Xie, Chunhong Chen, Jingao Liu. Parameter optimization for growth model of greenhouse crop using genetic algorithms. *Applied Soft Computing*, 2009, 9(1): 13-19.
- [13] Wendell P Cropper j, Patti J. Anderson. Population dynamics of a tropical palm: use of a genetic algorithm for inverse parameter estimation. *Ecological Modelling*, 2004, 177(1/2): 119-127.
- [14] Tom D Heygere, Peter L. M. Goethals, Niels De Pauw. Genetic algorithms for optimization of predictive ecosystems models based on decision trees and neural networks. *Ecological Modelling*, 2006, 195(1-2): 20-29.
- [15] Jin J L, Wei Y M, Ding J. Genetic Algorithm Based Change-point Analysis Method for Hydrological Time Series. *Scientia Geographica sinica*, 2005, 25(6): 720-723.
- [16] Fang H Y, Deng Y M, Dong Z C. Genetic algorithm for operation optimization of multi-objective decision making in water resources system. *ShuLi XueBao*, 2001, (9): 22-27.
- [17] Li N, Wang X S, Mei Y D, Zhao W. An improved genetic algorithm for parameter optimization of hydrology model. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2007, 40(5): 7-10.
- [18] Tutkun Nedim. Parameter estimation in mathematical models using the real coded genetic algorithms. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36: 3342-3345.

参考文献:

- [5] 孔繁翔, 高光. 大型浅水富营养化湖泊中蓝藻水华形成机理的思考. *生态学报*, 2005, 25(3): 589-595.
- [8] 卢志娟, 朱玲, 裴洪平, 汪勇. 基于小波分析与 BP 神经网络的西湖叶绿素 a 浓度预测模型. *生态学报*, 2008, (10): 4965-4973.
- [9] 陈宇炜, 秦伯强, 高锡云. 太湖梅梁湾藻类及相关环境因子逐步回归统计和蓝藻水华的初步预测. *湖泊科学*, 2001, 13(1): 63-71.
- [10] 徐恒省, 洪维民, 王亚超, 翁键中, 李继影. 太湖蓝藻水华预警监测技术体系的探讨. *中国环境监测*, 2008, 24(2): 62-65.
- [15] 金菊良, 魏一鸣, 丁晶. 基于遗传算法的水文时间序列变点分析方法. *地理科学*, 2005, 25(6): 720-723.
- [16] 方红远, 邓玉梅, 董增川. 多目标水资源系统运行决策优化的遗传算法. *水利学报*, 2001, (9): 22-27.
- [17] 李娜, 王祥三, 梅亚东, 赵微. 改进遗传算法在水文模型参数优选中的应用. *武汉大学学报(工学版)*, 2007, 40(5): 7-10.