

基于GEE的中国湖泊浮游植物生物量时空动态分析

黄珏¹, 李正茂¹, 张珂^{1,2}, 江涛¹

(1. 山东科技大学测绘与空间信息学院, 青岛 266590; 2. 浙江大学海洋学院, 舟山 316021)

摘要: 随着全球变暖和社会经济发展, 中国湖泊富营养化情况时有发生, 迫切需要对中国湖泊的浮游植物生物量进行有效监测。本文选择了中国 756 个面积超过 10 km² 的湖泊进行研究, 基于 Google Earth Engine(GEE)云端运算平台, 反演 2003—2018 年间叶绿素 a(chl-a)浓度数据, 以此来分析研究各个湖泊的营养状态及其时空变化, 探索了中国五大湖区内湖泊各季节与年均 chl-a 浓度时空分布特征与气象、社会经济及湖泊特征等影响因素之间的关系。结果表明: ① 中国湖泊的营养状态变化具有明显的季节性与时域性, 研究时段内处于中营养状态的湖泊约占 90%, 春季时大多数位于东部平原湖区与东北平原与山区湖区的湖泊表现为贫营养状态, 而青藏高原湖区与云贵高原湖区的湖泊在春季多呈现富营养状态。由各个湖泊年均 chl-a 浓度变化可以看出中国约 82% 的湖泊年均 chl-a 浓度的变化率小于 0.5, 呈现出轻微变化, 18% 的湖泊 chl-a 浓度呈现剧烈变化趋势。② 温度和降水对湖表 chl-a 浓度影响较大, 超过 70% 湖泊的 chl-a 浓度与其表面温度和降水存在正相关性, 其中大部分分布在中国北部与东部。缓冲区人口和草地占比、湖泊海拔和湖泊地理位置也对湖泊浮游植物生物量具有一定影响。

关键词: 叶绿素 a 浓度; 湖泊营养状态; Google Earth Engine; 中国湖泊; 湖表面温度

DOI: 10.11821/dlxb202107009

1 引言

湖泊不仅是气候的指示器, 还能对区域气候与环境变化做出响应, 在全球碳和养分循环中起着至关重要的作用^[1-2]。湖泊的 chl-a 浓度经常被用来评价湖泊水质及生态环境状况, 成为了评估湖泊浮游植物生物量以及湖泊营养状态的重要指标。监测与研究湖泊 chl-a 浓度的时空分布、动态变化以及对其主要影响因素, 对内陆湖泊的生态保护与湖泊各类资源的合理利用等工作具有十分重要的意义。

大量研究证实了气候变化对水生生态系统的影响^[3-5]。中国湖泊的营养状态呈现区域性和时空性差异^[6], 全国范围内湖泊 chl-a 浓度变化的影响因素尚不明确。部分湖泊全湖或局部湖区 chl-a 浓度逐年升高, 而部分湖泊 chl-a 浓度保持稳定或逐年降低。其中, 2012—2013 年洪泽湖东部湖区 3 月和 8 月达到峰值, 北部和西部湖区春季变化平缓夏季达到峰值, chl-a 浓度变化主要与营养盐的输入有关^[7]。2000—2013 年巢湖藻类表面水华的覆盖率、频率和持续时间都有所增加, 伴有较早的水华形成趋势, 气象条件, 特别是风速和温度在湖泊的富营养化中起着重要作用^[8]。云南九大湖泊的 chl-a 浓度变化有所差异, 其中阳宗海呈现减少趋势, 抚仙湖等四湖表现比较稳定, 而洱海等四湖表现出较为剧烈的变化^[9]。中国十大湖泊的水色指数研究表明, 色林错、呼伦湖以及青海湖有变浑浊趋势, 而纳木错、兴凯湖、洞庭湖以及洪泽湖有变清澈趋势, 湖泊水质和营养状态的变

收稿日期: 2020-06-30; 修订日期: 2021-04-07

基金项目: 国家自然科学基金项目(41706194) [Foundation: National Natural Science Foundation of China, No.41706194]

作者简介: 黄珏(1987-), 女, 湖南韶山人, 副教授, 研究方向为水环境遥感。E-mail: huangjue@sdust.edu.cn

1693-1707 页

化对水色指数空间分布具有影响^[10]。对中国大型湖泊富营养化的现场水质调查结果表明,氮磷盐度、人类活动^[11]及气候变化^[3]对湖泊富营养化具有重要影响。Benjamin研究全球 188 个大型湖泊 chl-a 浓度和湖表面温度之间的年际关联发现,湖表面温度和 chl-a 浓度相关性的正负和强弱取决于湖泊的营养状态^[12]。

多数研究学者对于湖泊 chl-a 浓度的研究多集中于大型湖泊、大洋与其近岸水体,由于实测数据获取的困难性,对于大范围的内陆湖泊群的相关研究较少。同时,对于长时序中国内陆湖泊群的 chl-a 浓度以及其各项影响因素的研究鲜有发表。此外,在对湖泊 chl-a 浓度及影响因素进行分析研究时普遍采用的是线性回归分析等多元统计方法,但当多个自变量存在共线性问题或者自变量与因变量关系更为复杂时这些方法常常难以使用,因为这会增大计算误差,同时对于得到的结果也难以解释。为了解决上述问题,本文拟基于遥感定量反演结果进行增强回归树分析,以揭示大范围内陆湖泊浮游植物生物量分布特征及其影响因素。

Google Earth Engine (GEE) 是由 Google 提供的对海量卫星数据进行在线可视化计算分析处理的平台。该平台由 Google 大规模存储全球尺度地球科学资料,尤其是公开的遥感影像等,同时结合大型数据的云端处理分析服务。GEE 拥有海量数据计算能力^[13],已经广泛应用于红树林识别^[14]、长时序的植被和地球表面水资源变化监测^[15-18]、生态环境监测^[19]、森林面积变化^[20-21]、耕地提取^[22]、区域干旱监测^[23]以及洪涝监测^[24]等各项研究。增强回归树 (Boosted Regression Tress, BRT) 是在分类回归树算法 (CART) 基础上发展的一种自学习算法, BRT 不仅可以处理不同类型的预测变量并适应缺失的数据,还可以自动处理预测值之间的交互作用, BRT 在应用于地表水污染^[25]、城市扩展^[26]时,与传统统计学相比,能够更加直观形象地展示各个影响因子作用的强弱。但与此同时, BRT 模型也存在一定的局限性,对于数据量较少的小型数据集存在一定的不适用性。

综上,本文使用 MODIS 等遥感卫星数据以及相关辅助数据,借助 GEE 云处理平台,对 2003—2018 年中国湖泊的 chl-a 浓度进行监测,分析中国湖泊 chl-a 浓度的分布特征及时空变化情况。同时基于增强回归树方法研究气象因子、社会经济及湖泊基本特征对中国湖泊 chla 浓度的影响,并分析湖泊中浮游植物生物量全国范围上的时空变化特征。

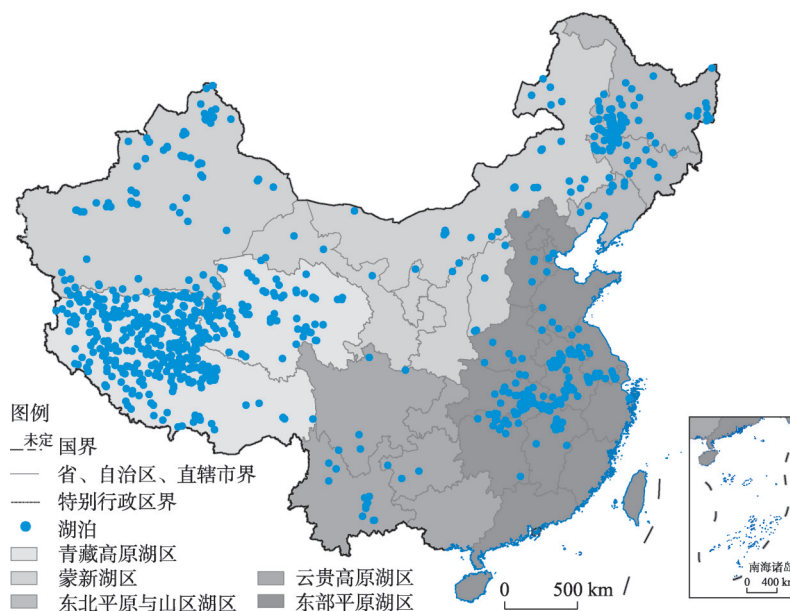
2 研究区概况与研究方法

2.1 研究区概况

中国幅员辽阔,地势西高东低呈三大阶梯状分布,这使得各地气候变化多样,各个湖泊的形成与变化都与其地理环境紧密相连,因此湖泊受到了地形地貌及气候等因素的影响。中国东北和东部部分湖泊由于水深、悬浮物和藻类丰度高而透明度较低,而云贵高原、内蒙古和新疆自治区部分湖泊表现出中等的净度,西藏高原部分湖泊则显示出较高的透明度^[27]。目前中国有 1.0 km² 以上的自然湖泊 2693 个,分布在 28 个省(自治区、直辖市),总面积 81414.6 km², 约占中国国土面积的 0.9%^[28]。其中西藏自治区内湖泊数量最多,湖泊表面积最大,江苏省湖泊拥有率(湖泊总面积/本省国土面积×100%)最高,达到了 6.4%,中国前三大湖泊为青海湖、鄱阳湖、洞庭湖^[28]。中国湖泊按照地理位置划分为东北平原与山区湖区、蒙新湖区、东部平原湖区、云贵高原湖区、青藏高原湖区^[29],如图 1 所示。

2.2 数据来源及处理

研究数据主要包括海洋反射率数据、降水与湖表面温度数据、湖泊基本特征数据、人口数据、地表覆盖类型占比数据以及气候带与气象数据等,数据来源及获取方法如下:



注: 基于自然资源部标准地图服务网站GS(2016)1569号的标准地图制作,底图无修改。

图1 中国湖泊及湖区分布

Fig. 1 Distribution of lakes and the lake regions in China

(1) chl-a浓度数据。MODIS海洋反射率数据(MYDOCGA)为2级海洋反射率产品,已针对大气条件(如气体、气溶胶和瑞利散射)进行了校正,空间分辨率为1 km,时间分辨率为1 d;本文在GEE平台上利用MODIS海洋反射率产品数据,根据质量控制波段掩膜掉含云像元,反演得到2003—2018年中国湖泊的表层chl-a浓度,并对其进行统计,得到中国湖泊chl-a浓度的年均、月均以及各季节的chl-a浓度值。

(2) 降水数据。采用CHIRPS全球降水数据集,空间分辨率为0.05 rad,时间分辨率为1 d,本文选取了自2003—2018年湖泊的日均值降水数据,并对其进行年均值、季均及月均值统计。

(3) 湖表面温度数据(Lake Surface Temperature, LST)。采用MODIS/MOD11A2产品数据,空间分辨率为1 km,时间分辨率为8 d,并获取2003—2018年中国湖泊的月均值数据,同样对其季均值与年均值进行统计;

(4) 湖泊基本特征数据。其中湖泊表面积、中心经纬度、湖泊周长数据由ArcGIS计算导出,平均海拔数据由SRTM V3数据集计算得到,空间分辨率为1arcsec。

(5) 人口数据与地表覆盖类型占比数据。人口数据为World Pop全球投影人口数据,数据来源为WorldPop网站(www.worldpop.org),数据集包含了2000年以来逐年逐网格单元内居住人数的估计值;地表覆盖类型数据为MODIS的MCD12Q1产品,选用LC_Type1分类标准,其空间分辨率为500 m,时间分辨率为1 a。为了更加科学合理的对社会经济因素进行分析,本文通过建立适当的湖泊缓冲区来对人口与地表覆盖类型数据进行提取分析。通过使用ArcGIS计算湖泊缓冲区扩充长度并生成缓冲区,使得缓冲区面积大小为湖泊原来面积的两倍。将17类地表覆盖类型重新分类为9类,并计算各类的面积在缓冲区所占比例,9种地表覆盖类型为农业用地、水体、建筑用地、冰雪覆盖、草地、林地、灌木丛、湿地和低植被覆盖区。使用同样的统计方法,得到2003—2018年湖泊缓冲区内人口总量年均值。

(6) 气候带与气象数据。在中国气象数据网 (<http://www.nmic.cn/>) 获取了 2003—2018 年包含了中国 31 个省自治区和直辖市 (暂无澳门、香港和台湾数据) 的气象站数据, 其中包含了气温、风速、降水量、日照时数和日照率, 共计 613 个气象站点; 由中国科学院资源环境科学数据中心网站 (<http://www.resdc.cn/>) 获取中国气候区划数据, 该数据由中国国家气象局编绘, 将中国划分为南热带、中热带、北热带、南亚热带、中亚热带、北亚热带、南温带、中温带、北温带以及高原气候区。

2.3 研究方法

2.3.1 湖泊矢量提取 本文以 MODIS 的 MOD44W 产品为基础, 提取其水体掩膜数据, 转换为矢量数据, 筛选出其中的河流与水库^[30-32], 通过对比谷歌地球高分辨率图像对其进行剔除, 如图 1 所示, 最终确定了中国 10 km² 以上的湖泊 756 个。其中青藏高原湖区中湖泊共 389 个, 东部平原湖区中湖泊共 136 个, 蒙新湖区中湖泊共 119 个, 东北平原与山区湖区中湖泊共 93 个, 云贵高原湖区中湖泊共 19 个。

2.3.2 chl-a 反演 chl-a 浓度反演选用基于全球近千个海洋观测站原位 chl-a 测量数据的 NASA OC3M 标准经验算法^[33-34], 然后建立起与卫星传感器蓝绿光波段遥感反射率 (R_{rs}) 的经验公式, 进而反演得到表层水体的 chl-a 浓度。OC3M 算法公式如下:

$$\lg(\text{chl_a}) = a_0 + \sum_{i=1}^4 a_i \left(\lg \frac{R_{rs} \lambda_{\text{blue}}}{R_{rs} \lambda_{\text{green}}} \right)^i \tag{1}$$

式中: $a_0 \sim a_4$ 是与传感器相关的经验参数 (表 1), λ_{blue} 和 λ_{green} 分别是最接近 443 nm 和 547 nm 波长的 MODIS 波段, R_{rs} 为 MODIS 对应波段的遥感反射率。

2.3.3 增强回归树 增强回归树是一种结合了 Boosting 方法与回归树的机器算法, 通过在计算时多次随机抽取一定量的数据, 对自变量的影响程度进行分析, 最后使用剩余数据检验拟合结果, 然后输出多重回归均值^[35-37]。本文在 RStudio 编译环境下, 下载导入 gbm 包进行建模使用, 并对 gbm 函数中的参数进行选取设置, 其中包括了迭代回归树的数量 (n.trees)、学习效率 (shrinkage)、交叉验证次数 (cv.folds)、树终节点的最小个数 (n.minobsinnode) 以及训练样本数量比例 (train.fraction)。

表 1 基于 MODIS 传感器的 OC3M 算法参数选择
Tab. 1 Parameters of OC3M algorithm based on MODIS

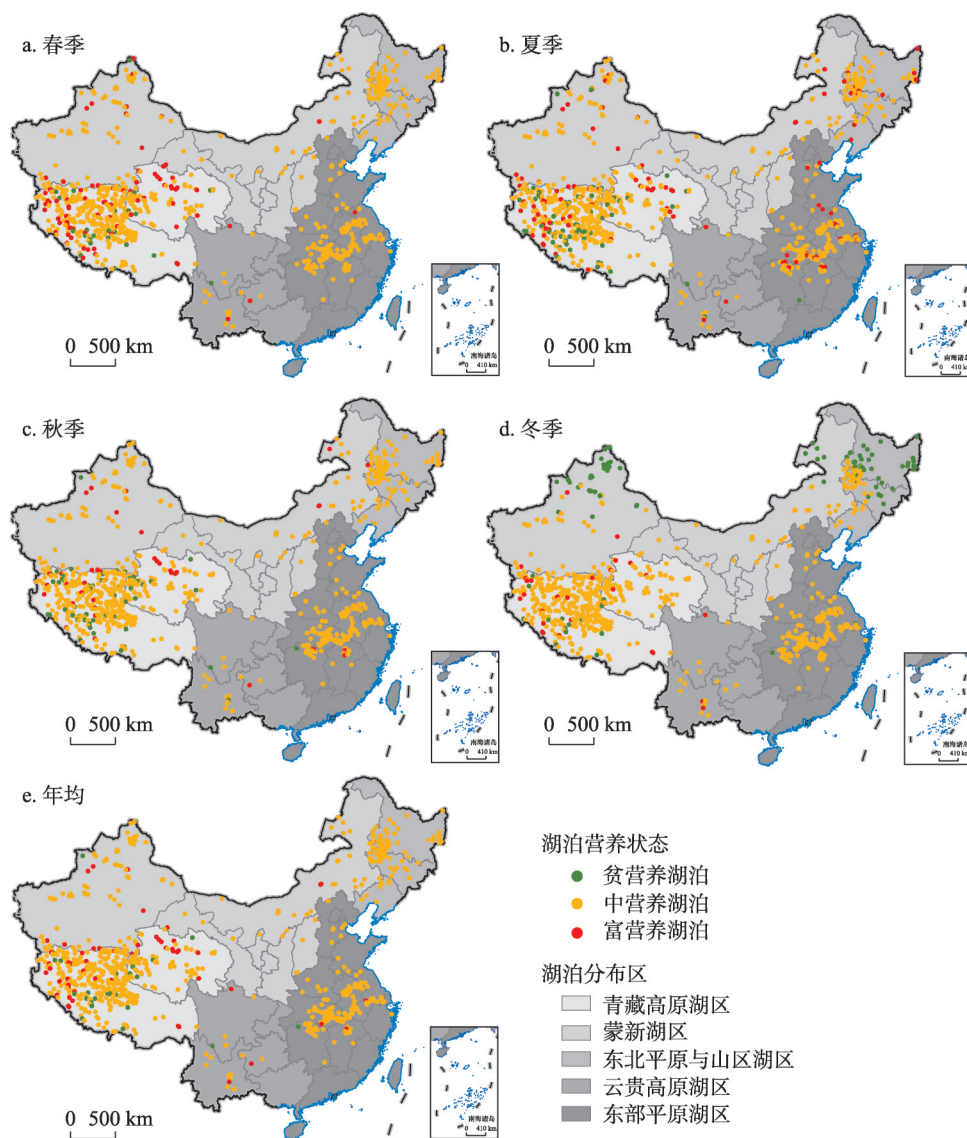
参数名称	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4
数值	0.2424	-2.7423	1.8017	0.0015	-1.2280

3 结果分析

3.1 湖泊营养状态分析

“营养状态”代表湖泊中浮游植物生物量情况, 依据湖泊 chl-a 浓度可以将湖泊划分为贫营养湖泊 (chl-a < 3 μg/L)、中营养湖泊 (3 μg/L ≤ chl-a < 20 μg/L) 和富营养湖泊 (chl-a ≥ 20 μg/L) 3 大类^[12]。

本文利用计算得到的 2003—2018 年 chl-a 浓度季节均值与年均值进行中国湖泊营养状态的划分, 获得中国湖泊 4 个季节和年营养状态 (图 2)。从图 2 中可以看出, 中国湖泊的营养状态存在明显的季节变化和空间变化, 整体表现为冬季湖泊的 chl-a 浓度普遍偏低, 贫营养湖泊较多, 主要出现在中国北部。这主要受到北部冬季气温较低, 湖泊多呈现冰封状态的影响。而春季与夏季富营养状态湖泊相对较多, 秋季与冬季富营养状态湖泊数量较少。从湖泊的年度营养状态图 (图 2c) 可以看出, 约 3% 的湖泊表现出贫营养状态, 约 90% 的湖泊表现为中营养状态, 约 7% 的湖泊表现为富营养状态。



注: 基于自然资源部标准地图服务网站GS(2016)1569号的标准地图制作, 底图无修改。

图2 中国湖泊季节与年营养状态

Fig. 2 Seasonal and annual trophic status of Chinese lakes

由图3可以看出, 在不同季节, 各个湖区内不同营养状态的湖泊数量所占比例有较大不同。由图3a可以看出, 在冬季时, 东北平原与山区湖区和蒙新湖区约有40%的湖泊为贫营养状态, 但其他季节的贫营养湖泊数量较少; 云贵高原湖区和青藏高原湖区(简称青云湖区)的贫营养湖泊数量夏季最多而冬季最少, 整体呈现出先升高后降低的趋势; 东部平原湖区内的贫营养湖泊在一年四季当中数量占比都比较低。各湖区中营养湖泊的占比变化规律在春、夏、秋3个季节中国基本一致, 均呈现波动变化的趋势, 见图3b。而冬季东部平原湖区中营养状态的湖泊占比最高, 青云湖区次之, 蒙新湖区与东北平原及山区湖区最低。如图3c可知, 青云湖区富营养湖泊数量在春季达到峰值, 而非青云湖区富营养湖泊数量峰值均出现在夏季。这表明不同湖区的湖泊营养状态在时间和空

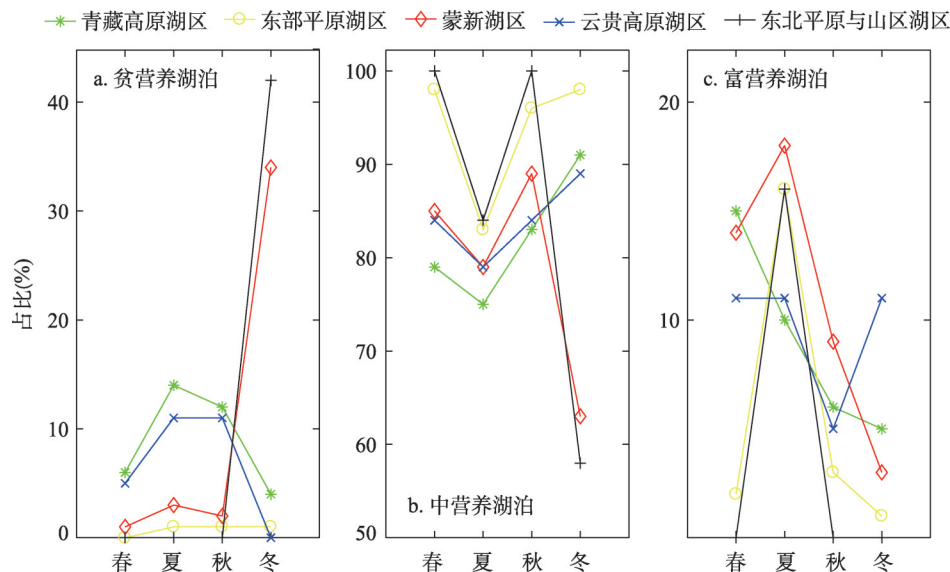


图3 各湖区湖泊营养状态季节分布图

Fig. 3 Seasonal distribution of lake trophic status in each lake region

间上具有明显特征，贫营养状态的湖泊较多出现在东北平原与山区湖区和蒙新湖区的冬季，中营养湖泊在各湖区的占比均较高，而富营养湖泊的分布在青云湖区与非青云湖区有较大区别。气候变暖影响湖泊从中营养到富营养的转换^[12]，因此富营养湖泊分布的不均衡性可能还受到气候变化的影响。

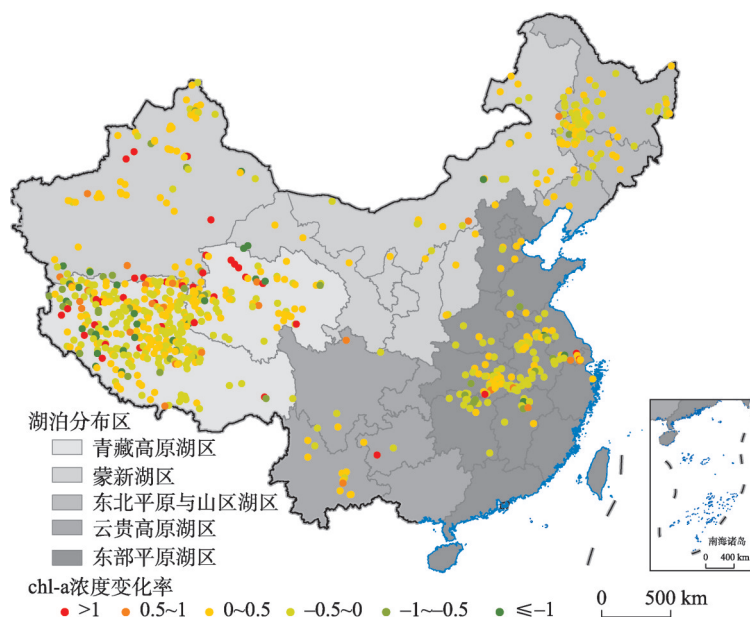
3.2 湖泊chl-a浓度变化分析

年均chl-a浓度线性回归斜率可代表湖泊的chl-a浓度年变化率（图4）。通过统计可知2003—2018年中国约46%的湖泊chl-a浓度整体为上升趋势，约54%的湖泊整体呈现下降趋势。有82%的湖泊chl-a浓度年变化率的绝对值小于 $0.5\mu\text{g}/(\text{L}\cdot\text{a})$ ，其中约52%的湖泊chl-a变化率绝对值低于 $0.1\mu\text{g}/(\text{L}\cdot\text{a})$ ，由此可以看出中国大部分湖泊的chl-a浓度年际变化不大。而18%的湖泊chl-a浓度年变化率的绝对值大于 $0.5\mu\text{g}/(\text{L}\cdot\text{a})$ ，变化较为剧烈，这些湖泊多位于青藏高原湖区（62%）和蒙新湖区（19%），其他湖区分布较少。

3.3 湖泊chl-a浓度分布影响因素分析

3.3.1 基于增强回归树的影响因素分析 湖泊富营养化受到人类活动、气象、地理地质条件等多因素影响^[11]。本文利用增强回归树方法对中国湖泊chl-a浓度时空分布特征的影响因素进行分析：将湖泊的周长、湖表面积、经纬度、海拔、湖表温度、降水量以及湖泊缓冲区内的地表覆盖类型占比和人口数量作为chl-a浓度的影响因子，然后利用增强回归树计算各个影响因子的贡献率，从而确定湖泊chl-a浓度时空分布的主要影响因素。

本文将五大湖区分为青云湖区与非青云湖区，并在中国湖泊、青云湖泊与非青云湖泊3个尺度范围上进行增强回归树的分析。由表2~表4可以看出，中国湖泊的chl-a浓度都主要受到降水与湖表温度的影响。与此同时，青云湖区外的湖泊，chl-a浓度还与湖泊缓冲区的草地面积占比有关；通过计算发现，中国湖泊的年均chl-a浓度与年均草地占比呈负相关关系（相关系数为-0.18）。草地的面积占比对中国范围湖泊chl-a浓度的贡献率为14%，对非青云湖区湖泊的贡献率为33%。有研究表明草地生态系统在流域内处于氮磷营养盐的亏损状态，能够在一定程度上对氮磷营养盐排入湖泊起到削减作用^[11]，而氮磷营养盐可以促使湖泊浮游植物生物量上升。与此同时，海拔、地理位置和人口数量也会



注: 基于自然资源部标准地图服务网站GS(2016)1569号的标准地图制作,底图无修改。

图4 2003—2018年中国湖泊chl-a浓度反演值年变化率

Fig. 4 Distribution of annual change rate of retrieved chl-a concentration of lakes in China from 2003 to 2018

对非青云湖泊的chl-a浓度产生影响。青云湖区冬季chl-a浓度受湖泊位置影响较大(经度的贡献率为29%),而其他季节主要受湖表面温度与降水的影响。

3.3.2 湖泊chl-a浓度与湖表面温度、降水的相关性分析 由3.3.1节的分析可知,在中国范围内湖表面温度和降水是影响湖泊chl-a时空分布的主要因素。因此本文通过计算肯德尔系数,来分析各个年份的chl-a浓度与降水和湖表温度之间的相关性。

由图5和图6可知,中国约有73%的湖泊chl-a浓度与降水呈现正相关,尤其在非青云湖区湖泊正相关性较强,在呈现正相关的湖泊中约14%的湖泊相关性大于0.5,最大值为0.67。约有75%的湖泊chl-a浓度与湖表面温度之间呈现正相关,集中于中国北部与东部,其中相关性大于0.5的湖泊约占正相关湖泊的26%,正相关性最大约为0.75。因而可以看出,湖表温度与chl-a浓度之间的相关性要高于降水与chl-a浓度的相关性。对比呈现正相关的湖泊后发现,呈现负相关的湖泊大多位于青云湖泊,但其负相关性较弱。此外,本文也利用2003—2018年湖泊chl-a浓度、降水与湖表面温度年均值数据进行了类似分析,总体规律相似但相关性更低,说明在不同的时间尺度上,湖表面温度和降水的变化对湖泊富营养化程度的影响都具有明显的地域性差异。在中国东部及北部,湖表面温度升高与降水增多加剧了湖泊的富营养化,而在青云湖区,湖泊chl-a浓度湖表面温度和降水主要表现为负相关。为进一步明确地域差异的影响,本文使用增强回归树模型对影响chl-a浓度与湖表温度和降水相关性的因素进行了分析。分析结果表明,对湖泊chl-a浓度与温度相关性影响较大的因子为海拔(贡献率为38%)和纬度(贡献率为36%)。但对湖泊chl-a浓度与降水相关性影响较大的因子分别为经度(贡献率为62%)和海拔(贡献率为21%)。所以,由于湖泊地域位置存在差异,湖泊温度升高和降雨量的增多对湖泊浮游植物生物量影响的强弱也会存在差异。

3.4 气候带湖泊chl-a浓度分布影响因素分析

本文756个湖泊共位于7个气候带内,其中412个位于高原气候区,169个位于中温

表 2 中国湖泊影响因素分析(%)
Tab. 2 Analysis of influencing factors of lakes in China (%)

全国湖泊	影响因素 1	影响因素 2	影响因素 3
年均	秋季降水(22)	草地占比(14)	—
春季	秋季降水(41)	草地占比(15)	春季降水(10)
夏季	夏季湖表温度(30)	夏季降水(16)	年均降水(13)
秋季	夏季湖表温度(28)	草地占比(21)	年均降水(17)
冬季	海拔(24)	经度(21)	秋季降水(20)

表 3 非青云湖区影响因素分析(%)
Tab.3 Analysis of influencing factors outside Qingyun Lake (%)

非青云湖区	影响因素 1	影响因素 2	影响因素 3
年均	草地占比(33)	海拔(19)	经度(15)
春季	人口(23)	海拔(21)	冬季降水(18)
夏季	草地占比(42)	经度(14)	海拔(12)
秋季	春季降水(32)	经度(25)	海拔(13)
冬季	人口(29)	海拔(19)	春季湖表温度(16)

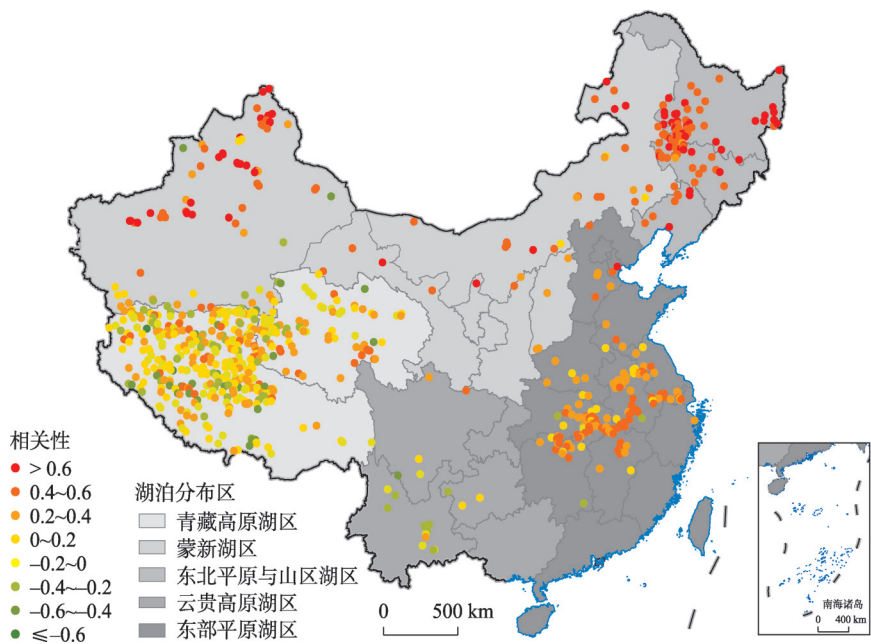
表 4 青云湖区影响因素分析(%)
Tab. 4 Analysis of influencing factors in Qingyun Lake (%)

青云湖区	影响因素 1	影响因素 2	影响因素 3
年均	夏季湖表温度(36)	秋季降水(18)	年均降水(13)
春季	秋季降水(38)	夏季湖表温度(16)	—
夏季	夏季湖表温度(34)	年均降水(21)	—
秋季	夏季湖表温度(54)	年均降水(13)	湖泊面积(13)
冬季	经度(29)	夏季湖表温度(16)	春季湖表温度(14)

带，104个位于北亚热带，41个位于南温带，27个位于中亚热带，2个位于南亚热带，1个位于北热带。在对各湖泊营养状态分季节进行分析研究时发现，位于北热带和南亚热带的湖泊全年都呈现中营养状态，在夏季时出现chl-a浓度的最低值，其平均气温分别为27.2℃和27.4℃，而冬季时出现chl-a浓度最高值，其平均气温分别为17.3℃和14.3℃。由此可以看出，温度升高并不一定会引起湖泊浮游植物的生物量增加，生态学研究表明当温度高于一定范围后，反而破坏了湖泊内生态，使得浮游植物减少^[12]。因此，当湖泊所处地理位置和气候环境不同时，温度的上升对湖泊浮游植物生物量的提高会有明显差异。

不同气候带3类营养状态湖泊的季节分布如图7所示，由该图可以看出在各季节中3类营养状态的湖泊数量在5个气候带的占比情况。由于冬季中温带平均气温较低导致湖面结冰，致使中温带内的湖泊大多表现为贫营养状态，随着温度的上升春夏季多表现为中营养状态，夏季多表现为富营养状态。位于南温带、北亚热带和中亚热带的湖泊与中温带湖泊具有相似的现象，都是在夏季大多为富营养状态，而春季、秋季和冬季大多呈现中营养状态。因此，位于中温带、南温带、北亚热带和中亚热带内的湖泊，温度上升时会促进湖泊浮游植物生物量的增加。而对于高原气候区的湖泊来说，富营养状态夏季占比最高，中营养状态多出现在冬季。

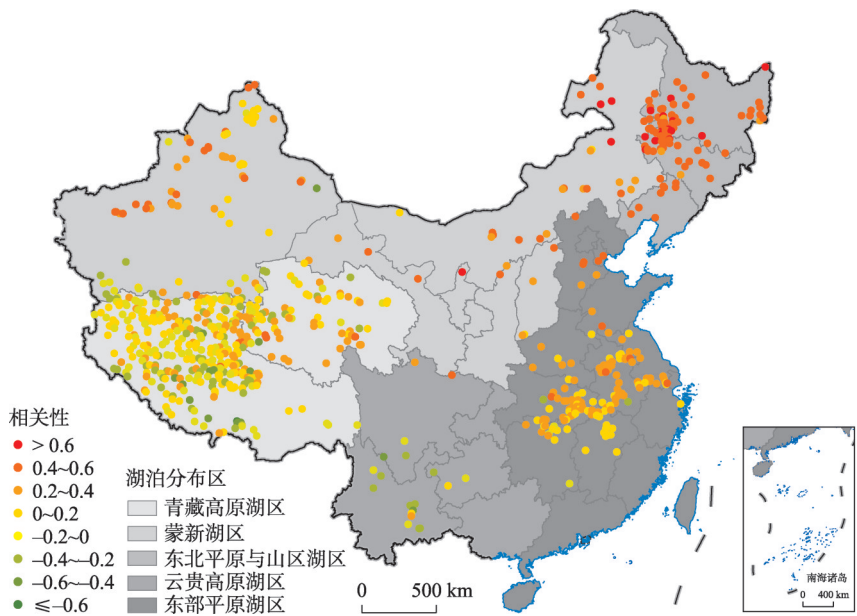
为进一步研究各气候带湖泊chl-a浓度对气候变化的响应，本文依据所处气候带对中国气象站点进行分组，获得了2003—2018年共计192个月的各气候带月均气温、降水和



注：基于自然资源部标准地图服务网站GS(2016)1569号的标准地图制作,底图无修改。

图5 湖表温度与湖泊chl-a浓度的相关关系分布

Fig. 5 Distribution of correlation between lake surface temperature and chl-a concentration



注：基于自然资源部标准地图服务网站GS(2016)1569号的标准地图制作,底图无修改。

图6 降水与湖泊chl-a浓度的相关关系分布图

Fig. 6 Distribution of correlation between precipitation and chl-a concentration

风速数据，并与同时段内各气候带湖泊chl-a浓度月均值数据进行相关性分析（表5）。研究表明中温带湖泊chl-a浓度与气温和降水的相关性最强，而南温带与北亚热带湖泊chl-a浓度也受到气温与降水的较大影响。与此不同的是，北热带与南亚热带内的湖泊chl-a浓

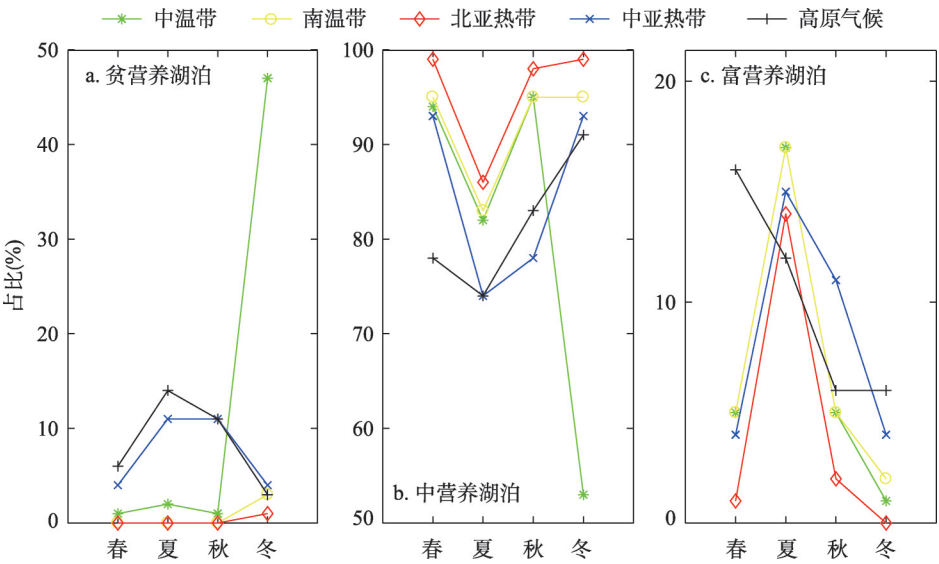


图7 不同气候带3类营养状态湖泊的季节分布图

Fig. 7 Seasonal distribution of three types of lake trophic status in different climate zones

度与气温和降水的相关性为负相关，因此气温和降水对湖泊 chl-a 浓度的影响也与湖泊所处的气候区有密切联系。除此以外，对于所有气候带来说，风速对湖泊 chl-a 浓度影响都比较小，整体呈现抑制作用。在中温带、南温带、中亚热带和北热带，风速对湖泊 chl-a 浓度的增大起到了一定的抑制作用。高原气候区各气象因素的影响较为接近。

3.5 典型湖泊 chl-a 浓度分布影响因素分析

对鄱阳湖与洱海 2003—2018 年均 chl-a 浓度进行了统计分析（图 8）。计算得到鄱阳湖年均 chl-a 浓度变化率仅为 0.031(μg/L a)，由此可见，鄱阳湖在这 15 a 内浮游植物生物量变化较小，比较稳定。此外，2010 年 chl-a 浓度达到较低值，这是由于鄱阳湖在 2010 年受持续强降雨影响，引发洪水所致。近年来，由于鄱阳湖流域内工业农业发展较快，人口数量不断上升，流入湖内的工业废水与生活污水增多，这使得湖内氮磷等无机盐含量增加，从而使湖水中的浮游植物生物量上升，致使鄱阳湖 chl-a 浓度有上升趋势^[38]。

洱海是高原内陆湖泊，所处环境其光照充足、气候温和，为浮游藻类大量繁殖提供了有利条件^[39]。图 8 可看出洱海年均 chl-a 浓度波动较大，在 2003 年、2013 年和 2016 年出现水华^[40]。这可能是由于在 2003 年之后洱海流域经济高速发展，其中畜牧业、农业及种植业的发展对洱海内 chl-a 的影响最大，流域内化肥施用量近年来直线上升^[39]，致使洱海流域水华频发。

表5 各气候带气象因素对 chl-a 的影响

Tab.5 Meteorological influences on Chl-a in different climatic zones

气候带	气温	降水	风速
中温带	0.91	0.88	-0.03
南温带	0.60	0.58	-0.10
北亚热带	0.72	0.50	0.08
中亚热带	0.38	0.29	-0.27
南亚热带	-0.41	-0.26	0.22
北热带	-0.30	-0.23	-0.05
高原气候	0.38	0.30	0.42

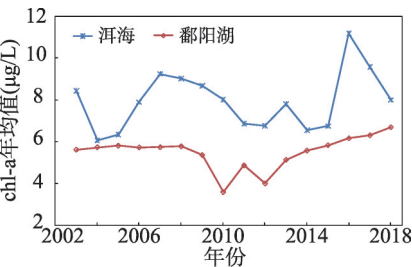


图8 2003—2018年鄱阳湖及洱海 chl-a 浓度年均值变化

Fig. 8 Inter-annual variation trend of chl-a concentration in Poyang Lake and Erhai Lake from 2003 to 2018

4 讨论与结论

4.1 讨论

本文利用GEE平台的海量遥感数据进行中国湖泊长时序的chl-a浓度反演,首次得到了中国面积大于10 km²的湖泊chl-a浓度时空分布情况,进而分析中国湖泊chl-a浓度的时空分布特征及其影响因素。本文选用2004—2011年4个湖区17湖的实测chl-a数据与对应点位的chl-a反演数据对研究中使用的chl-a反演方法验证本文chl-a反演算法对于中国湖泊的适用性。实测数据来源于国家科技资源共享服务平台—国家地球系统科学数据中心湖泊一流域分中心 (<http://lake.geodata.cn>)。其中17湖分别选自东部平原湖区:泊湖、巢湖、洞庭湖、洪湖、微山湖、衡水湖、洪泽湖、鄱阳湖、芭蕉湖、赤东湖、昆承湖、太湖,东北平原与山区湖区:查干湖,青藏高原湖区:希门错、苦海、冬给措纳,云贵高原湖区:抚仙湖。为了保证反演结果验证的可靠性,本文选取了与实测数据时间间隔小于1 d的chl-a浓度遥感产品进行验证分析,同时为了减弱水陆交界对验证的影响,将近岸实测点数据剔除后总共得到与卫星同步的113次观测数据。由图9可知二者具有较好的相关性($P < 0.001$)。此外,已有学者使用MODIS chl-a浓度2级产品对全球188个大型湖泊的营养状况进行研究,并利用北美五大湖实测chl-a数据对遥感产品进行了验证,单个湖泊 R^2 在0.110~0.613之间变化,5个湖泊的 $R^2 = 0.783^{[12]}$ 。综上,由于MODIS chl-a浓度产品的空间分辨率较低,同时中国湖泊chl-a浓度分布较为复杂以及长时序监测的困难性,本文采用的遥感算法来获取chl-a浓度可行。

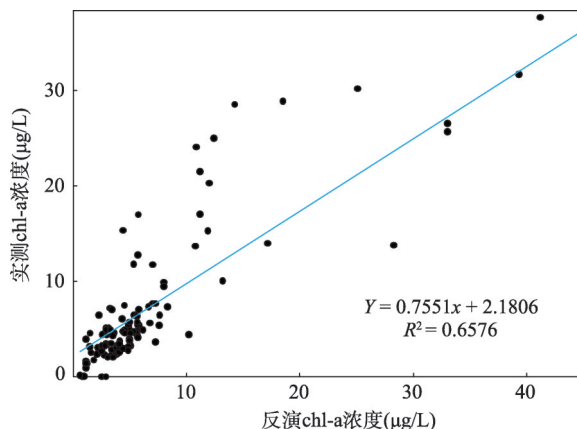


图9 反演chl-a浓度反演值与实测值散点图

Fig. 9 Scatter plot of retrieved and measured chl-a concentration

同时,chl-a的获取方式也是本文主要的误差来源之一。由于湖泊实测数据获取困难,本文仅使用来自17湖的113组实测数据对chl-a浓度反演算法进行了验证,说明对于类似湖泊该算法精度较高。但是,由于中国湖泊类型繁多,且分布在不同的气候环境中,还没有一种算法可以完备的反演中国湖泊的chl-a浓度。尤其是青藏高原湖区,目前对该湖区湖泊chl-a反演的相关文献研究较少。青藏高原地区作为世界的“第三极”,与南极高原相比具有空气密度小、水汽和气溶胶含量少、空气透明度高、多狂风暴雪和降水稀少等气候特点^[41],这使得该湖区chl-a浓度反演更为困难。因此,本文所使用的反演算法在应用于中国不同类型湖泊时,其误差水平仍需进一步研究。此外,在丰水期与枯水期湖泊面积也会存在很大的差异,一些湖泊也随着人类活动或者气候变化发生面积上的增加或减少,很有必要在今后的研究中考虑湖泊表面积变化对长时序湖泊研究的影响。

为研究不同类型湖泊chl-a浓度季节与年际变化影响机理的差异,本文选取了青藏高原湖区36个咸水湖和24个淡水湖^[29],分析了咸水湖和淡水湖季节与年均chl-a浓度与降水、湖表面温度、缓冲区人口及地表覆盖类型、海拔、经纬度、面积、周长之间的相关性。研究发现淡水湖秋冬季和年均chl-a浓度主要受湖表面温度的影响(表6),而年均和春季chl-a浓度主要受降水影响。相比之下,咸水湖季节与年均chl-a浓度主要受到湖表温

表6 咸水湖与淡水湖 chl-a 浓度影响因素分析

Tab. 6 Analysis of influencing factors of chl-a concentration in saltwater lakes and freshwater lakes

	淡水湖		咸水湖	
	相关系数1	相关系数2	相关系数1	相关系数2
春季	年均降水 0.488	冬季降水 0.476	夏季湖表温度 0.557	海拔-0.523
夏季	经度 0.593	春季湖表温度 0.588	夏季湖表温度 0.537	海拔-0.426
秋季	夏季湖表温度 0.651	春季湖表温度 0.594	夏季湖表温度 0.678	春季湖表温度 0.556
冬季	春季湖表温度 0.254	夏季湖表温度 0.221	夏季湖表温度 0.551	春季湖表温度 0.453
年均	年均降水 0.462	春季降水 0.430	夏季湖表温度 0.662	海拔-0.564

度与海拔影响。对比淡水湖与咸水湖季节 chl-a 浓度影响因素可以看出，两类湖泊均受到湖表温度的影响，除此之外，淡水湖 chl-a 浓度还受到了降水的影响，而咸水湖 chl-a 浓度还受到了海拔的影响。

4.2 结论

本文对中国面积大于 10 km²的湖泊 chl-a 浓度进行了时空分布特征分析，并以五大湖区和气候带进行区域划分，旨在研究在不同尺度下中国湖泊的营养状态和 chl-a 浓度时空分布变化及其影响因素。本文利用 GEE 云平台的云端数据处理功能，获得了中国范围内湖泊的 chl-a 浓度、降水、湖表面温度、缓冲区地表覆盖类型及人口等数据，并以湖泊特征要素、气象数据以及社会经济要素等因素作为影响因子，建立增强回归树模型对 chl-a 浓度的影响因素进行分析，主要得到以下结论：

（1）中国湖泊营养状态的时空分布具有明显的差异，2003—2018 年中国约 90% 的湖泊呈现中营养状态，少量湖泊呈现富营养和贫营养状态。春季中国北部受气温影响，湖面冰封，贫营养湖泊较多。中国东北和东部 2 个湖区的富营养化湖泊较多出现在夏季，但青云湖区较多出现在春季。中国 82% 的湖泊 chl-a 浓度年际变化幅度较小（年变化率绝对值小于 0.5），小部分增长趋势较为剧烈，中国东北和东部 2 个湖区的富营养化湖泊较多出现在夏季，但青云湖区较多出现在春季。

（2）湖表温度和降水对于湖泊 chl-a 浓度的影响与湖泊所处的地理空间位置有密切的关系，中国东部与北部的湖泊湖表温度和降水与 chl-a 浓度主要呈现正相关性，而青云湖区湖泊则呈现负相关性。湖表面温度、降水与湖泊 chl-a 浓度呈现正相关，缓冲区草地面积占比与湖泊 chl-a 浓度呈负相关。地理位置和平均海拔也对 chl-a 浓度与湖表温度和降水的相关性产生很大影响。

（3）鄱阳湖内 chl-a 浓度年际变化趋势较为平稳，同时也受到了人为活动影响。洱海内 chl-a 浓度变化波动较大，同样受人为活动影响造成水华频发；本文分析了青藏高原湖区咸水湖和淡水湖 chl-a 浓度影响因素的差异，发现两类湖泊均受到湖表温度的影响，此外淡水湖 chl-a 浓度还受到了降水的影响，而咸水湖 chl-a 浓度还受到了海拔的影响；

综上所述，对于中国大部分湖泊来说，其营养状态情况未能表现出良好趋势，不同地理位置与气候环境下湖泊的浮游植物生物量受到各因素的影响不同，因而对于湖泊浮游植物生物量影响要素的分析要充分考虑其地理位置与气候环境状况。

参考文献(References)

[1] Bastviken D, Tranvik L J, Downing J A, et al. Freshwater methane emissions offset the continental carbon sink. *Science*, 2011, 331(6013): 50. DOI: 10.1126/science.1196808.

[2] Yan Lijuan, Zheng Mianping, Wei Lejun. Change of the lakes in Tibetan Plateau and its response to climate in the past forty years. *Earth Science Frontiers*, 2016, 23(4): 310-323. [闫立娟, 郑绵平, 魏乐军. 近 40 年来青藏高原湖泊变迁及其对气候变化的响应. *地质前缘*, 2016, 23(4): 310-323.]

- [3] Mooij W M, S Hülsmann, Domis L, et al. The impact of climate change on lakes in the Netherlands: A review. *Aquatic Ecology*, 2005, 39(4): 381-400.
- [4] Havens K, Jeppesen E. ecological responses of lakes to climate change. *Water*, 2018, 10(7): 917.
- [5] Quayle, W. C. Extreme responses to climate change in Antarctic lakes. *Science*, 2002, 295(5555): 645.
- [6] Cao Jinling, Xu Qigong, Xi Beidou, et al. Regional heterogeneity of lake eutrophication effects in China. *Environmental Science*, 2012, 33(6): 1777-1783. [曹金玲, 许其功, 席北斗, 等. 我国湖泊富营养化效应区域差异性分析. *环境科学*, 2012, 33(6): 1777-1783.]
- [7] Qi Lingyan, Huang Jiacong, Gao Junfeng, et al. Spatial-temporal variation characteristics of chlorophyll-a concentration in Lake Hongze. *Journal of Lake Sciences*, 2016, 28(3): 583-591. [齐凌艳, 黄佳聪, 高俊峰, 等. 洪泽湖叶绿素a浓度的时空变化特征. *湖泊科学*, 2016, 28(3): 583-591.]
- [8] Zhang Y C, Ma R H, Zhang M, et al. Fourteen-year record (2000-2013) of the spatial and temporal dynamics of floating algae blooms in Lake Chaohu, observed from time series of MODIS images. *Remote Sensing*, 2015, 7(8): 10523-10542.
- [9] Chong Dan, Li Haojie, Fan Shuo, et al. Inversion of chlorophyll-a concentration in nine plateau lakes in Yunnan based on MODIS data. *Chinese Journal of Ecology*, 2017, 36(1): 277-286. [种丹, 李浩杰, 范硕, 等. 基于MODIS数据的云南九大高原湖泊叶绿素a浓度反演. *生态学杂志*, 2017, 36(1): 277-286.]
- [10] Li J S, Wang S L, Wu Y H, et al. MODIS observations of water color of the largest 10 lakes in China between 2000 and 2012. *International Journal of Digital Earth*, 2016, 9(8): 788-805.
- [11] Wu Feng, Zhan Jinyan, Deng Xiangzheng, et al. Influencing factors of lake eutrophication in China: A case study in 22 lakes in China. *Ecology and Environmental Sciences*, 2012, 21(1): 94-100. [吴锋, 战金艳, 邓祥征, 等. 中国湖泊富营养化影响因素研究: 基于中国22个湖泊实证分析. *生态环境学报*, 2012, 21(1): 94-100.]
- [12] Kraemer B M, Mehner T, Adrian R. Reconciling the opposing effects of warming on phytoplankton biomass in 188 large lakes. *Scientific Reports*, 2017, 7(1): 10762. DOI: 10.1038/s41598-017-11167-3.
- [13] Tamiminia H, Salehi B, Mahdianpari M, et al. Google Earth Engine for geo-big data applications: A meta-analysis and systematic review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 164: 152-170.
- [14] Chen B, Xiao X, Li X, et al. A mangrove forest map of China in 2015: Analysis of time series Landsat 7/8 and Sentinel-1A imagery in Google Earth Engine cloud computing platform. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 131: 104-120.
- [15] Long Shuang, Guo Zhengfei, Xu Li, et al. Spatiotemporal variations of fractional vegetation coverage in China based on Google Earth Engine. *Remote Sensing Technology and Application*, 2020, 35(2): 326-334. [龙爽, 郭正飞, 徐粒, 等. 基于Google Earth Engine的中国植被覆盖度时空变化特征分析. *遥感技术与应用*, 2020, 35(2): 326-334.]
- [16] Chen Qian, Li Xiaosong, Xiu Xiaomin, et al. Large scale shrub coverage mapping of sandy land at 30m resolution based on Google Earth Engine and machine learning. *Acta Ecologica Sinica*, 2019, 39(11): 4056-4069. [陈黔, 李晓松, 修晓敏, 等. 基于Google Earth Engine与机器学习的大尺度30 m分辨率沙地灌木覆盖度估算. *生态学报*, 2019, 39(11): 4056-4069.]
- [17] Wang C, Jia M, Chen N, et al. Long-term surface water dynamics analysis based on Landsat imagery and the Google Earth Engine platform: A case study in the middle Yangtze River Basin. *Remote Sensing*, 2018, 10(10): 1635. DOI: 10.3390/rs10101635.
- [18] Deng Y, Jiang W, Tang Z, et al. Long-term changes of open-surface water bodies in the Yangtze River basin based on the Google Earth Engine cloud platform. *Remote Sensing*, 2019, 11(19): 2213. DOI: 10.3390/rs11192213.
- [19] Chen Wei, Huang Huiping, Tian Yichen, et al. Monitoring and assessment of the eco-environment quality in the Sanjiangyuan region based on Google Earth Engine. *Journal of Geo-information Science*, 2019, 21(9): 1382-1391. [陈炜, 黄慧萍, 田亦陈, 等. 基于Google Earth Engine平台的三江源地区生态质量动态监测与分析. *地球信息科学学报*, 2019, 21(9): 1382-1391.]
- [20] Jena R, Pradhan B. A model to detect forest change relating to mining using Google Earth Engine application in Belitung Island, Indonesia. 2019 6th International Conference on Space Science and Communication (IconSpace). IEEE, 2019.
- [21] Li Yucheng, Zhang Jun, Xue Yufei, et al. Remote sensing image extraction for rubber forest distribution in the border regions of China, Laos and Myanmar based on Google Earth Engine platform. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2020, 36(8): 174-181. [李宇宸, 张军, 薛宇飞, 等. 基于Google Earth Engine的中老缅交界区橡胶林分布遥感提取. *农业工程学报*, 2020, 36(8): 174-181.]
- [22] Oliphant A J, Thenkabail P S, Teluguntla P, et al. Mapping cropland extent of Southeast and Northeast Asia using multi-

- year time-series Landsat 30-m data using a random forest classifier on the Google Earth Engine Cloud. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2019, 81: 110-124.
- [23] Sazib N, Mladenova I, Bolten J. Leveraging the Google Earth Engine for drought assessment using global soil moisture data. *Remote sensing*, 2018, 10(8): 1265. DOI: 10.3390/rs10081265.
- [24] Beaton A, Whaley R, Corston K, et al. Identifying historic river ice breakup timing using MODIS and Google Earth Engine in support of operational flood monitoring in Northern Ontario. *Remote sensing of environment*, 2019, 224: 352-364.
- [25] Yin Cai, Liu Miao, Sun Fengyun, et al. Influencing factors of non-point source pollution of watershed based on boosted regression tree algorithm. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2016, 27(3): 911-919. [尹才, 刘淼, 孙凤云, 等. 基于增强回归树的流域非点源污染影响因子分析. *应用生态学报*, 2016, 27(3): 911-919.]
- [26] Chen Lei, Guo Xi, Han Yi, et al. Research on spatio-temporal characteristics and driving factors of urban expansion in Nanchang city based on BRT model. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 2020, 29(2): 322-333. [陈蕾, 郭熙, 韩逸, 等. 基于 BRT 模型的南昌市城市扩展时空特征及驱动因素研究. *长江流域资源与环境*, 2020, 29(2): 322-333.]
- [27] Song K S, Liu G, Wang Q, et al. Quantification of lake clarity in China using Landsat OLI imagery data. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 243: 111800. DOI: 10.1016/j.rse.2020.111800.
- [28] Ma Ronghua, Yang Guishan, Duan Hongtao, et al. China's lakes at present: Number, area and spatial distribution. *Scientia Sinica: Terrae*, 2011, 41(3): 394-401. [马荣华, 杨桂山, 段洪涛, 等. 中国湖泊的数量、面积与空间分布. *中国科学: 地球科学*, 2011, 41(3): 394-401.]
- [29] Wang Sumin, Dou Hongshen. *Records of Lakes in China*. Beijing: Science Press, 1998: 398-399. [王苏民, 窦鸿身. *中国湖泊志*. 北京: 科学出版社, 1998: 398-399.]
- [30] Li Xiaofeng, Yao Xiaojun, Sun Meiping, et al. Spatial-temporal variations in lakes in northwest China from 2000 to 2014. *Acta Ecologica Sinica*, 2018, 38(1): 96-104. [李晓峰, 姚晓军, 孙美平, 等. 2000—2014 年我国西北地区湖泊面积的时空变化. *生态学报*, 2018, 38(1): 96-104.]
- [31] Long Yuannan, Yan Shixiong, Jiang Changbo, et al. A new method for extracting lake bathymetry using multi-temporal and multi-source remote sensing imagery: A case study of Dongting Lake. *Acta Geographica Sinica*, 2019, 74(7): 1467-1481. [隆院男, 闫世雄, 蒋昌波, 等. 基于多源遥感影像的洞庭湖地形提取方法. *地理学报*, 2019, 74(7): 1467-1481.]
- [32] Zhang Xin, Wu Yanhong, Zhang Xin. Water level variation of inland lakes on the south-central Tibetan Plateau in 1972-2012. *Acta Geographica Sinica*, 2014, 69(7): 993-1001. [张鑫, 吴艳红, 张鑫. 1972—2012 年青藏高原中南部内陆湖泊的水位变化. *地理学报*, 2014, 69(7): 993-1001.]
- [33] Chen J, Yi C, Wen Z. Systematic underestimation of MODIS global chlorophyll-a concentration estimation algorithm associating with scale effect. *IEEE Sensors Journal*, 2013, 13(5): 1656-1661.
- [34] Campbell J W, Feng H. The empirical chlorophyll algorithm for MODIS: Testing the OC3M algorithm using NOMAD data//ocean color bio-optical algorithm mini-workshop. 2005: 27-29.
- [35] Yin Cai, Liu Miao, Sun Fengyun, et al. Influencing factors of non-point source pollution of watershed based on boosted regression tree algorithm. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2016, 27(3): 911-919. [尹才, 刘淼, 孙凤云, 等. 基于增强回归树的流域非点源污染影响因子分析. *应用生态学报*, 2016, 27(3): 911-919.]
- [36] Jiao Linlin, Chang Yu, Shen Dan, et al. Using boosted regression trees to analyze the factors affecting the spatial distribution pattern of wildfire in China. *Chinese Journal of Ecology*, 2015, 34(8): 2288-2296. [焦琳琳, 常禹, 申丹, 等. 利用增强回归树分析中国野火空间分布格局的影响因素. *生态学杂志*, 2015, 34(8): 2288-2296.]
- [37] Li Miao, Zang Shuying, Wu Changshan, et al. Spatial and temporal variation and its driving forces of urban impervious surface in urban-rural continuum of Harbin. *Acta Geographica Sinica*, 2017, 72(1): 105-115. [李苗, 臧淑英, 吴长山, 等. 哈尔滨市城乡结合部不透水面时空变化及驱动力分析. *地理学报*, 2017, 72(1): 105-115.]
- [38] Feng L, Hu C, Han X, et al. Long-term distribution patterns of chlorophyll-a concentration in China's largest freshwater lake: MERIS full-resolution observations with a practical approach. *Remote Sensing*, 2015, 7(1): 275-299.
- [39] Chen Xiaohua, Qian Xiaoyong, Li Xiaoping, et al. Long-term trend of eutrophication state of Lake Erhai in 1988-2013 and analyses of its socio-economic drivers. *Journal of Lake Sciences*, 2018, 30(1): 70-78. [陈小华, 钱晓雍, 李小平, 等. 洱海富营养化时间演变特征(1988—2013 年)及社会经济驱动分析. *湖泊科学*, 2018, 30(1): 70-78.]
- [40] Tan W, Liu P, Liu Y, et al. A 30-year assessment of phytoplankton blooms in Erhai Lake using Landsat imagery: 1987 to 2016. *Remote Sensing*, 2017, 9(12): 1265. DOI: 10.3390/rs9121265.
- [41] Wei Yaohong, Lin Zhengyao. Correlation research of climate between Qinghai-Xizang and Antarctic//The China Society on Tibetan Plateau. Symposium on Tibetan Plateau and Global Change, 1994: 119-128. [魏耀宏, 林振耀. 青藏与南极气候对比的初步研究//中国青藏高原研究会. 青藏高原与全球变化研讨会论文集, 1994: 119-128.]

Spatio-temporal dynamic analysis of phytoplankton biomass in Chinese lakes based on Google Earth Engine

HUANG Jue¹, LI Zhengmao¹, ZHANG Ke^{1,2}, JIANG Tao¹

(1. College of Geodesy and Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, Shandong, China; 2. Ocean College, Zhejiang University, Zhoushan 316021, Zhejiang, China)

Abstract: With the impact of global warming and socio-economic development, eutrophication has been observed frequently in Chinese lakes. Therefore, there is an urgent need to monitor the phytoplankton biomass of the lakes. In this paper, 756 lakes with an area more than 10 km² were selected as research objects. With the help of Google Earth Engine platform, we retrieved the chlorophyll-a (chl-a) concentration from 2003 to 2018, revealed the seasonal and annual nutritional status, and examined the spatio-temporal changes of the lakes. The relationship between spatio-temporal characteristics of lake trophic status and meteorological phenomena, socio-economy and lake features were analyzed. The main conclusions are as follows: (1) The change of lake trophic states in China has obvious seasonality and regionality. About 90% of lakes were mesotrophic within 15 years of the study. In spring, most lakes in the plain areas of eastern China, the Northeast China Plain and mountain regions were oligotrophic, while in summer, many lakes turned into eutrophication. In comparison, most lakes on the Qinghai-Tibet Plateau and the Yunnan-Guizhou Plateau were eutrophic in spring. The interannual variations in chl-a concentration show that 82% of lakes in China had slight changes in chl-a concentration (the absolute annual rate is <0.5), and the rest showed dramatic variations. (2) The lake surface temperature and precipitation had strong influences on chl-a concentration. For more than 70% of the lakes, the concentration of chl-a had a positive correlation with the lake surface temperature and precipitation, most of which are located in the eastern and northern China. The population in buffer zone, altitude, and geographical location of the lakes also exert influence on the biomass of the phytoplankton.

Keywords: chlorophyll-a concentration; lake nutrition status; Google Earth Engine; Chinese lakes; lake surface temperature