



中国科学院大学

University of Chinese Academy of Sciences

硕士学位论文

基于Landsat卫星的近20年洪湖综合营养状态指数时空序列重建研究

作者姓名:

杨帆

指导教师:

冯奇 副研究员

中国科学院精密测量科学与技术创新研究院

学位类别:

理学硕士

学科专业:

自然地理学

培养单位:

中国科学院精密测量科学与技术创新研究院

2022年6月



中国科学院大学

University of Chinese Academy of Sciences

硕士学位论文

基于Landsat卫星的近20年洪湖综合营养状态指数时空序列重建研究

作者姓名:

杨帆

指导教师:

冯奇 副研究员

中国科学院精密测量科学与技术创新研究院

学位类别:

理学硕士

学科专业:

自然地理学

培养单位:

中国科学院精密测量科学与技术创新研究院

2022年6月

**Spatial and Temporal Series Reconstruction of the Trophic Level
Index of Honghu Lake Based on Landsat Satellite for the Past 20
Years**

**A thesis submitted to
University of Chinese Academy of Sciences
in partial fulfillment of the requirement
for the degree of
Master of Natural Science
in Physical Geography**

By

Yang Fan

Supervisor: Associate professor Feng Qi

**Innovation Academy for Precision Measurement Science and
Technology, Chinese Academy of Sciences**

June 2022

摘要

21世纪以来,随着社会经济的发展与全球气候变化的推动,湖泊富营养化已经威胁到全球公共健康和水生态安全。我国湖泊也面临着水体富营养化、蓝藻水华频发、水质下降和水体污染严重等一系列问题。洪湖是长江流域江汉平原典型的大型浅水湖泊,也是国家级湿地自然保护区,在调节气候、防洪调蓄、净化水质、维持生物多样等方面发挥着重要作用。但是近年来,洪湖水体污染与富营养化问题严重,其生态功能和水环境安全受到严重威胁。因此,大面积、动态精准的水质监测与评估,对洪湖的水环境保护与健康、水污染控制、水资源安全和水生态文明建设具有重要意义。而遥感技术可以对湖泊进行快速便捷、全覆盖和长期地观测。但是,在大多数水质遥感反演模型中,只将不同波段的反射率与水质参数建立相关关系,没有加入其他环境因子加以约束,很难反映出内陆湖泊的季节性差异。

本文以洪湖为研究区域,利用178景Landsat影像,基于径向基神经网络模型,反演了2000年至2021年洪湖的综合营养状态指数(Trophic Level Index, TLI),在此基础上,对洪湖长期以来的水质时空变化情况进行分析,并对驱动洪湖富营养化的潜在原因进行初步的讨论。

本文的主要结论与创新点有:

(1) 本文提出了一种样本扩充的方法,将水质监测站点周边的像元也视为独立的标签样本输入到水质反演模型中。样本扩充的方法大幅地增加了水质反演模型的训练样本规模,从而有效地避免模型出现的过拟合问题,增强了反演模型的稳定性与鲁棒性。

(2) 在洪湖TLI遥感反演模型中,输入端中加入了同步的气温和水位数据,不仅构建了适用于不同季节的通用性水质反演模型,而且显著提高了模型的精度。此方法可以反映内陆湖泊的季节性变化特征,为其他典型季节性内陆湖泊的水质反演研究提供了新思路。

(3) 洪湖南部水域的水质相对较好,而北部水域为四湖总干渠的入湖区,

同时存在较多的农田与人类活动干扰，所以北部水域的水质相对较差。洪湖的富营养化程度存在显著的季节性差异，即夏秋季节TLI偏高，而冬季TLI值相对较低。

（4）利用建立的模型，对洪湖2000年至2021年的TLI进行了反演和制图，得到了系列图谱，在此基础上对TLI进行了时间序列分析，初步揭示了近20年来洪湖富营养化程度的演变趋势，其中2005年与2013年为洪湖水质改变的两个重要时间节点，2000年至2005年洪湖水质平稳过渡，缓慢恶化，2005年至2013年，洪湖水质略有好转，但从2013年之后，洪湖富营养化趋势逐渐加快，水质迅速恶化，已由轻度富营养化湖泊转变为中度富营养化湖泊。

关键词：洪湖，综合营养状态指数，时空序列，水质遥感，Landsat

Abstract

Since the 21st century, with the development of the social economy and the promotion of global climate change, lake eutrophication has threatened global public health and water ecological safety. China's lakes are also facing a series of problems, such as eutrophication, frequent blue algae blooms, declining water quality and serious water pollution, etc. Honghu Lake is a typical large shallow lake in Jiangnan Plain of the Yangtze River Basin. It is also a national wetland nature reserve, which plays an important role in regulating climate, flood control, purifying water quality and maintaining biodiversity. However, in recent years, the water pollution and eutrophication of Honghu Lake are serious, and its ecological function and water environment safety are seriously threatened. Therefore, large-area, dynamic and accurate water quality monitoring and evaluation is of great significance to Honghu Lake's water environment protection and health, water pollution control, water resources security and water ecological civilization construction. Remote sensing technology can be used to observe lakes rapidly, conveniently, comprehensively and for a long time. However, in most remote sensing retrieval models of water quality, only the reflectance of different bands is correlated with water quality parameters, and other environmental factors are not added to constrain it, so it is difficult to reflect the seasonal differences of inland lakes.

In this paper, taking Honghu Lake as the research area, using 178 Landsat images and based on the radial basis function neural network model, the TLI of Honghu Lake from 2000 to 2021 was retrieved, the long-term spatial and temporal changes of water quality in Honghu Lake were analyzed, and the potential causes of eutrophication in Honghu Lake were preliminarily discussed.

The main conclusions and innovations of this paper are:

(1) In this paper, a sample expansion method is proposed, that is, the pixels around

the water quality monitoring stations are also regarded as independent label samples and input into the water quality retrieval model. The sample expansion method greatly increases the training sample size of the water quality retrieval model, thus effectively avoiding the over-fitting problem of the model and enhancing the stability and robustness of the inversion model.

(2) In the TLI remote sensing retrieval model of Honghu Lake, synchronous temperature and water level data are added to the input, which not only constructs a universal water quality retrieval model suitable for different seasons, but also significantly improves the accuracy of the model. This model can reflect the seasonal variation characteristics of inland lakes, and provide a new idea for water quality retrieval research of other typical seasonal inland lakes.

(3) The water quality of Honghu Lake in the south is relatively good, while the water quality in the north is relatively poor due to the Four Main Canal enters the lake area and there are many farmland and human activities. There is a significant seasonal difference in the eutrophication degree of Honghu Lake, that is, TLI is higher in summer and autumn, but lower in winter.

(4) The TLI of Honghu Lake from 2000 to 2021 was searched and mapped, and a series of maps were obtained. The time series analysis of TLI was carried out, and the evolution trend of eutrophication degree of Honghu Lake in recent 20 years was preliminarily revealed. Among them, 2005 and 2013 were two important time nodes for the change of Honghu Lake water quality. From 2000 to 2005, the water quality of Honghu Lake transited smoothly and deteriorated slowly. From 2005 to 2013, the water quality of Honghu Lake improved slightly. However, after 2013, the eutrophication trend of Honghu Lake gradually accelerated, and the water quality deteriorated rapidly. It has changed from a light eutrophic lake to a moderately eutrophic lake.

Keywords: Honghu Lake, Trophic Level Index, Spatio-temporal Series, Remote Sensing for Water Quality, Landsat

目 录

第一章 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 水质遥感监测基本原理.....	3
1.3 国内外研究现状.....	4
1.4 研究目标和研究内容.....	9
1.5 技术路线.....	11
第二章 研究区域概况及数据预处理	13
2.1 研究区域概况.....	13
2.2 实测数据.....	14
2.3 影像数据的获取与处理.....	16
第三章 洪湖综合营养状态指数遥感反演模型及时空序列重建	21
3.1 特征波段的选择.....	21
3.2 样本扩充方法.....	22
3.3 约束因子的选择.....	23
3.4 TLI 反演模型的构建	24
3.5 TLI 反演模型的结果	26
第四章 洪湖综合营养状态指数时空分布特征和规律	29
4.1 洪湖 TLI 空间分布情况	29
4.2 洪湖 TLI 时间分布情况	35
4.3 驱动洪湖富营养化的潜在原因	38
第五章 结论与展望	41
5.1 主要结论.....	41
5.2 主要创新点.....	41
5.3 不足与展望.....	42
参考文献.....	45
附录 英文缩写、全称及中文译名	55

第一章 绪论

1.1 研究背景及意义

2018年,全球人口超过70亿,庞大的人口数量加速了城市化进程,同时也带来了各种环境问题(Liao等.,2020;Srinivasan等.,2013),例如水资源短缺与湖泊富营养化,对全球公共健康和水生态安全构成了巨大威胁(Ho等.,2019)。湖泊富营养化通常伴随着有害藻类的迅速增多,不仅影响人们的审美感知,而且可能释放藻毒素污染饮用水,从而威胁到人类和其他水生生物,并改变水体颜色和气味,最终失去原始生态功能(Hou等.,2022;Chen等.,2020)。在自然条件下,湖泊从贫营养到富营养的演变是缓慢的,但人类活动的影响加速了这一过程(Lin等.,2021;Liu等.,2021;秦伯强,2002)。在过去的40年里,全球湖泊的最大藻华面积达到31万平方千米,约占全球湖泊总面积的11.7%,其中亚洲及北美的湖泊藻华面积占全球湖泊藻华面积的70.9%(Hou等.,2022)。根据水研究委员会(Water Research Commission)的统计,亚洲、欧洲、北美和非洲分别有54%、53%、46%和28%的湖泊面临着富营养化问题(Nyenje等.,2010)。水体富营养化监测和湖泊生态环境保护已经成为国际关注的焦点问题。

随着我国工业化进程的不断加快以及化肥的过量使用,入湖的污水排放量远远高于现有的水体自净能力,当水体中氮、磷等元素地输入源源不断地大于输出时,水生植物往往会大量生长,进而造成水体的富营养化现象,当水体自身失去净化能力后,浮游生物的大量死亡又会造成水质的进一步恶化(姜波,2021),导致湖泊中大量的污染物累积(徐菲菲,2015)。根据《中国水资源公报(2018)》显示,我国121个主要湖泊中约73.5%为富营养化状态,尤其是在东部经济较发达地区,面临着水环境恶化、水生态系统遭受严重破坏、湖泊生态功能下降等问题(徐轩,2017)。在20世纪70年代初,我国91.8%的湖泊面积处于中营养状态,然而从1978年到1987年,贫营养的湖泊比例从3.2%下降到了0.53%,富营养化湖泊比例从5%大幅增加到55.1%,1990年以后,我国大部分城

市湖泊都面临着严重的富营养化问题，有些水域已经接近重度富营养化水平（Liu和Qiu, 2007）。21世纪以来，我国湖泊富营养化程度越来越高（陈小锋等, 2014; 李子成等, 2012; 杨桂山等, 2010），蓝藻水华事件频频发生（图1.1）（赵春宇等, 2016; 秦伯强等, 2007）。十九大报告指出“必须树立和践行绿水青山就是金山银山的理念”，水质监测是水环境保护的基础性工作，开展大面积、动态、精准地水质监测与评估，这对于湖库水环境保护、水污染控制，水环境健康、水资源安全地维护和水生态文明建设具有重要意义。



图 1.1 我国部分湖泊蓝藻水华事件实景图（图片来源于网络）

Figure 1.1 Actual scenes of algal blooms in some lakes in China (Images from the Internet)

湖泊作为全球气候变化的“监管者”，在全球生态系统中发挥着重要作用（Adrian 等., 2009）。传统方法监测水质是通过有限的监测站点或人工定点采样，并利用便携设备或实验室分析各项水质参数，具有较高的精度，但是需要花费大量的时间与经济成本，且只能代表局部水域，并不能反映湖泊整体的时空分布情况。而遥感（Remote Sensing, RS）作为一种非接触、远距离的探测技术，一般指运用传感器对物体的电磁波的辐射、反射特性进行探测。通过遥感传感器这类对电磁波敏感的仪器，在远离目标和非接触目标物体条件下探测目

标地物。遥感技术可以对湖泊进行快速便捷、全覆盖和长期地观测（马荣华 等, 2010）。

1.2 水质遥感基本原理

通常来说，水质遥感监测是指利用不同卫星传感器所接收到的反射率信息来推算水质参数的过程，而不同水质参数的光谱特征是根据水体辐射传输模型来决定的。不同的时间、不同的水体、不同的太阳高度角与入射角都会影响水体辐射传输过程（马荣华 等, 2010）。传感器所接收到的水体辐射过程如图2.1所示，主要为3个部分：（1）水面的镜面辐亮度；（2）没有到达水面，大气的复合辐亮度；（3）水体的离水辐亮度。

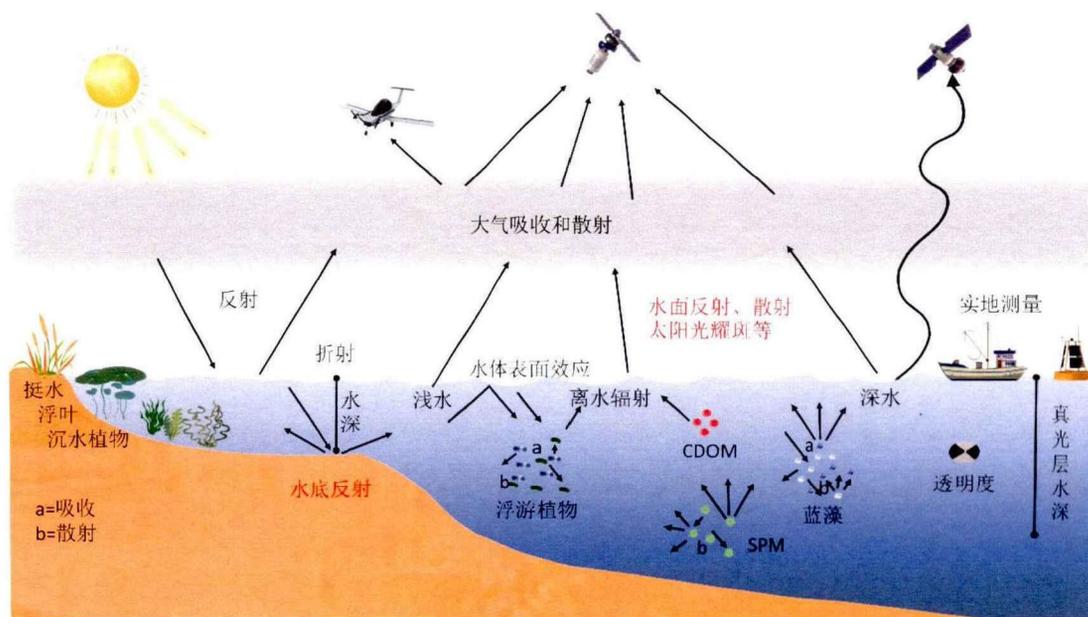


图 1.2 内陆水体遥感示意图

Figure 1.2 Remote sensing diagram of inland water body

所以传感器接收到的辐亮度 L 为：

$$L = L_1 + L_2 + L_3 \quad (1.1)$$

式中： L_1 为水面的镜面辐亮度， L_2 为大气的复合辐亮度， L_3 为离水辐亮度。离水辐亮度是太阳光进入水体后，经多不同水体组分的吸收和散射后再离开水体的光辐射能量，离水辐亮度中包含着水体信息，可以通过卫星传感器探测出

其具体值，以获得各项水质参数具体数值。通过遥感影像预处理可以消除掉 L_1 与 L_2 ，得到的水体反射率仅与 L_3 有关，而 L_3 中又包含水体散射部分与水底反射部分，取决于水中组分的吸收散射行为特征，分别以吸收和散射系数表征（刘文雅等, 2019）。

1.3 国内外研究现状

目前，遥感技术经过近几十年地发展，已成为当今最活跃的科技领域之一（李德仁等, 2022），遥感技术从上个世纪70年代用于水体监测以来，已经从最开始的水域识别逐渐发展到多种水质参数的定量反演。20世纪80年代以来，各种传感器的兴起以及高光谱数据地大量出现，推动了水色遥感技术地快速发展（王波等, 2022; 潘德炉和马荣华, 2008）。目前，内陆水体水环境遥感已经取得了很大的进展，例如：已经从水质遥感算法的科学研究，发展为内陆水体水质参数时空变化分析；已从短期的、典型区域的水质遥感反演研究，发展为长时间序列、大范围的水质遥感反演产品。在水体提取、大气校正、各项水质参数的反演、营养状态评价等方面都已经取得了重要进展（张兵等, 2021）。利用遥感技术可以反演众多水质参数，如叶绿素a浓度、透明度、悬浮物浓度等（Cao等., 2022; Yin等., 2021b; Wang等., 2018）。

（1）叶绿素a浓度遥感反演

叶绿素a（Chl-a）是浮游植物的一种重要色素和估算初级生产力和生物量的指标，也是监测蓝藻水华爆发的重要参数（Carvalho等., 2013），其含量的高低可以反映湖泊的富营养化水平。叶绿素a的光谱特征随着其他水质参数的浓度的变化而改变（Zhou等., 2018; Dierssen等., 2006），对于贫营养与中营养的水体，叶绿素a的光谱特征是在680nm附近有较明显的荧光峰（Gower等., 2004; Gitelson等., 1994），对于重度富营养化水体，叶绿素a的光谱特征是在665nm附近有较明显的吸收峰，在710nm附近有较明显的反射峰（Matthews等., 2012）。因此，众多学者利用特征波段比值方法来反演叶绿素a浓度（Huang等., 2015; Huang等., 2014a; Tzortziou等., 2007; 段洪涛等, 2006; Jiao等., 2006），波段比

值反演叶绿素a浓度的模型结构简单且具有良好的精度，所以在国际上得到了广泛的应用，SeaWiFS、GOCI和MODIS等卫星也都选择使用波段比值法生产叶绿素a浓度的产品数据（段广拓, 2019）。Mishra和Mishra（2012）利用MERIS数据集成功开发出一种称为归一化差异叶绿素指数（Normalized Difference Chlorophyll Index, NDCI）的算法用来反演内陆以及沿海地区的叶绿素a浓度，并取得了较高的精度（ $R^2=0.9$, $RMSE=2 \text{ mg/m}^3$ ）。

（2）透明度遥感反演

水体透明度指水的清澈程度，可以表示水体的浊度和营养状态，是评价湖泊健康的重要指标，通常用塞氏盘深度（Secchi disk depth, SDD）来表示（Shi等., 2018; Aas等., 2014）。监测湖泊透明度的时空变化对于评价湖泊水质的物理和化学性质、改善湖泊水质管理和恢复水生生态系统具有重要意义（Yin等., 2021a; Gong, 2012）。遥感反演水体透明度较早的方法为辐射传输模型（Preisendorfer, 1986），但其需要严格的理论推导，并且具有挑战性，因为瞬时大气条件和初始参数值很难获得（Giardino等., 2007）。越来越多的学者选择利用经验/半经验方法来反演水体透明度，包括MERIS、MODIS和Landsat OLI的蓝红波段比值（Song等., 2020; Kratzer等., 2008; Wu等., 2008），Landsat OLI和MODIS的红绿单波段（Liu等., 2020; Ren等., 2018），MODIS的红波段，以及MODIS的色度角计算等方法（Wang等., 2020）。

（3）营养状态遥感反演

水体营养状态指数是描述水体富营养化程度的重要指标，目前，较为常用的水体营养状态指数为卡尔森营养状态指数（Trophic State Index, TSI）、综合营养状态指数（Trophic Level Index, TLI）与福莱尔指数（Forel-Ule Index, FUI）。TSI是根据叶绿素浓度计算得出的，可以较为准确地评价以叶绿素浓度占主导作用的湖泊营养状态（Cao等., 2022）；TLI是由高锰酸盐指数、叶绿素浓度、透明度、总氮与总磷浓度加权求和得到的，所以它可以较为全面的确定湖泊营养状态，周亚东等（2018）利用GF-1号WFV遥感影像反演了武汉市及其周边地区主要湖泊的综合营养状态指数，Liu等（2022）利用Sentinel-2卫星影像对武汉市

湖泊的综合营养状态指数进行反演，相关成果已被当地环保部门采纳，说明综合营养状态指数可以较为准确地反映出内陆湖泊的营养状态。FUI是一种水色指数，其原理是湖泊不同富营养化程度的水体颜色是有显著差异的，所以可以通过遥感反射率来计算出色度角，再根据查找表法来评估水体营养状态（Chen 等., 2020）。

随着遥感技术的进步与水质参数的光谱特性和算法研究的不断深入，水质遥感监测方法经历了分析法、经验法、半经验法和机器学习的发展历程，这些反演方法在模型适用性、模型精度和模型复杂性方面都各有优点和缺点。

（1）分析法

分析法是以水体辐射传输模型为基础的水质反演方法，是由水体吸收系数与后向散射系数之比与表面反射率的关系，通过遥感获取的反射率值计算水中实际吸收系数、后向散射系数，得到水体组分的浓度。其原理是模拟光在水体和大气中的传播过程及水体的光学特征，并具有明确的物理意义（徐轩, 2017）。

具体研究中，Matthews（2011）分析了叶绿素、透明度、浊度等水质参数的固有光学特性，构建了不同水质参数的生物光学模型。Stumpf等（2016）对比了分析法、半分析法和其他衍生算法反演藻类浓度，结果表明，分析法和半分析算法精度更高，但由于依赖于准确的大气校正，所以模型的鲁棒性较差。刘文雅等（2019）利用水体辐射传输模型，对巢湖叶绿素a浓度等水质参数的光学特性进行分析，构建了高精度的叶绿素a浓度与反射率的物理分析模型（ $R^2=0.8778$ ），且模型普适性较强，不易受时相限制。分析法构建的水质反演模型通常稳定性较好，普适性较强，不需要大量的实测水质数据支撑，但是水体辐射传输方程是复杂的微积分方程，很难通过解析方法解算，同时也需要输入众多参数，比如入射光信息（太阳天顶角、大气类型、能见度、云量、风速、水体折射率等），水体组分固有光学量（纯水吸收和散射、藻类吸收、非藻类悬浮物吸收、总悬浮物散射等），水体深度和水底反射，而这些参数需要通过大量的实验与野外测量才能获取，且本身具有一定的误差，容易造成误差的累积，使水质监测的效果不理想。因此，分析法在水质反演中使用相对较少（徐

轩, 2017)。

(2) 经验法

经验法是一种通过直接建立遥感数据和水质组分浓度之间的统计关系来反演水质参数的方法。经验法是完全由数据驱动的, 它通过足够多的实测水质数据, 来构建反射率与水质参数之间的经验关系(例如线性或非线性回归)(Chang 等., 2015)。

经验模型反演水质参数最早可以追溯到20世纪70年代和80年代, 相关学者利用经验模型在美国威斯康星州(Scarpace 等., 1979)、明尼苏达州(Lillesand 等., 1983)反演了湖泊的营养状态, 以及澳大利亚湖泊中的浊度和叶绿素浓度(Carpenter和Carpenter, 1983)。大多数经验模型使用波段或波段组合, 建立遥感数据与地面实测之间的线性回归模型(Hicks 等., 2013; Alparslan 等., 2007)、线性混合模型(Bonanse 等., 2015; Tyler 等., 2006)和非线性模型(Lobo 等., 2015; Majozi 等., 2014)等, 所用到的波段组合多为不同波段的算术运算。经验模型在一定的时空上能够提高水质反演的精度, 但其也容易受到时空的限制(Sagan 等., 2020), 模型普适性较差, 同时经验模型也需要大量的实测数据作为支撑, 且会受到实测数据的限制, 超过了实测数据范围的水质参数, 反演结果误差会明显增大。

(3) 半经验方法

半经验法建立在水体光谱特征基础上, 根据所积累的水质组分实测数据与对应的光谱数据, 获得有关各水体组分敏感性波段范围的知识, 进而估算水质。半经验法选择最能反映水体组分信息变化的波段和波段组合, 有针对性地构建水质参数反演模型。

半经验模型在水质反演模型中的应用主要集中在水体透明度(Yin 等., 2021b)、叶绿素a浓度(Cao 等., 2022)和悬浮物浓度(Wang 等., 2018)上。半经验模型也可以用作各种不同的指标的计算, 例如归一化差异叶绿素指数(NDCI)(Mishra和Mishra, 2012)、最大叶绿素指数(Maximum Chlorophyll Index, MCI)(Gower 等., 2005)、浮藻指数(Floating Algal Index, FAI)(Hu,

2009) 和归一化差异悬浮泥沙指数 (Normalized Difference Suspended Sediment Index, NDSI) (Shahzad 等., 2018) 等, 这些半经验指标的应用有助于监测藻类水华 (Huang 等., 2014b), 估算与富营养化相关的有害藻类浓度 (Zhou 等., 2018)。半经验方法实质是分析法和经验法的结合, 由于其基于一定的物理性质, 比经验法更具有普适性, 模型精度也相对较高, 所以半经验模型是目前研究较多、使用较普遍的遥感水质监测方法 (Chawla 等., 2020; Chang 等., 2015)。但半经验方法仍有较强的时空局限性, 针对不同地区与不同季节的水体需要寻找合适数学统计模型, 提高通用性。

(4) 机器学习

随着人工智能技术的发展, 越来越多的研究把机器学习理论融入到水质遥感的半经验法建模中。由于水体中的光谱特征是十分复杂的, 导致水质遥感监测本质上是一个非线性拟合的过程。机器学习具有较强的组织性、容错性和适应性, 可以通过持续不断地学习、误差反馈和校正来提升遥感反演模型的精度和泛化能力, 有效地建立遥感信息与实测水质参数之间的统计关系, 而不需要解析模型中复杂的计算, 不仅可以简化水质遥感反演过程, 还可以得到较高的反演精度, 正适合模拟遥感影像和水质参数间错综复杂的关系。

目前, 机器学习已被用于蓝藻色素 (Yim 等., 2020; Pyo 等., 2019)、叶绿素、可溶性有机物、溶解氧 (Peterson 等., 2020) 等水质参数遥感反演, 表明机器学习可以从多源光学影像数据中挖掘出水质参数与光谱之间的复杂定量关系, 且反演精度高于传统模型。目前应用于水质反演的机器学习模型主要包括支持向量机、梯度提升算法、神经网络等 (表1.1)。

其中, 支持向量机具有结构简单的特点, 易于遥感水质建模。盛辉等 (2021) 利用珠海一号高光谱与实测化学需氧量浓度, 构建了支持向量机回归模型, 反演了淮河流域的化学需氧量浓度, 结果表明经过支持向量机方法建立的化学需氧量反演模型, 反演结果优于卷积神经网络和传统的线性回归模型。梯度提升算法是一种用于回归和分类问题的机器学习技术, 该算法以弱预测模型集合的形式产生预测模型, Cao等 (2022) 利用Landsat影像反演太湖叶绿素a

浓度，分别构建了随机森林，XGBoost梯度提升算法，支持向量机回归三种机器学习模型，结果表明XGBoost模型反演效果最好。神经网络是一种模仿动物神经网络行为特征，进行分布式并行信息处理的算法数学模型，Liu等（2021）利用Sentinel-2影像与实测水质数据，构建了径向基神经网络水质反演模型，对武汉市湖泊水库群的营养状态进行评估，相关系数可达0.86。

机器学习在水质反演模型中精度较高，但需要大量且准确的实测数据参与训练与验证，且过程是一个黑箱模型，计算较为复杂，其理论基础也有待完善，模型结果的可解释性有待提高，模型普遍适用也有待增强。

1.4 研究目标和研究内容

近年来，由于极端气候，上游和周边污水排放、农业面源污染、围网养殖、退垸环湖等一系列因素的影响，洪湖富营养化问题严重，其生态功能和水环境安全收到了严重威胁（杜耘 等, 2005）。但是到目前为止，洪湖还缺少长期的全覆盖监测，使得相关管理部门无法全面的掌握洪湖的水环境状况。所以本文以洪湖为研究区，应用1999年-2021年Landsat系列卫星数据（Landsat 5 TM, Landsat 7 ETM+, Landsat 8 OLI），构建适用于洪湖的高精度水质监测方法，探究长时间序列洪湖水质的时空变化情况，为洪湖的水质监测与管理提供科学依据。具体研究内容如下：

（1）利用178景可用的Landsat影像，对洪湖2000年至2021年不同季节的综合营养状态指数进行反演。

（2）在综合营养状态指数反演模型中，引入了样本扩充的方法，并加入了温度、水位数据作为约束因子，提高反演模型的精度。

（3）根据反演结果，对洪湖营养状态做出评价，并对洪湖2000年至2021年综合营养状态指数变化作出完整地时间序列分析，浅析变化原因。

表 1.1 机器学习反演水质的应用

Table 1.1 Machine learning retrieval of water quality applications

文献来源	方法	所用遥感数据	研究区域	水质参数	结果
何报寅等, 2015	支持向量机	环境一号卫星	长江中游	悬浮物浓度	RMSE=8.97; RE=10.28; R ² =0.91
盛辉等, 2021	支持向量机	珠海一号OHS高光谱卫星	淮河及峡山水库	化学需氧量	R ² =0.86
Wei 等., 2019	梯度提升决策树回归	无人机高光谱	沙湖、巡司河	内梅罗污染指数	R ² =0.978
Cao 等., 2020	极端梯度提升树算法	Landsat 8	中国东部八个湖泊	叶绿素浓度	RMSE=7.1; MAE=1.4; Bias=0.9
Ma 等., 2021	梯度提升决策树	Sentinel-2	中国东北地区水体	浊度	R ² =0.88; RMSE=9.9; MAE=6.71
周亚东等, 2018	径向神经网络	高分一号卫星	武汉市及周边湖泊	综合营养状态指数	R ² =0.7423; RMSE=3.72
Liu 等., 2021	径向神经网络	Sentinel-2	武汉市及周边湖泊	综合营养状态指数	R=0.86; RMSE=5.22; MAE=4.06

1.5 技术路线

如图1.3所示，首先获取研究区域的实测数据与影像数据，实测数据包括气温、水位数据，TLI和高光谱数据，影像数据为Landsat系列卫星数据，经过预处理（几何校正、辐射定标、大气校正、滤波等），与实测高光谱数据相结合来确定反演TLI所需特征波段的反射率信息，实测TLI值与对应的反射率相结合构建样本，并按照一定的比例分为训练样本与验证样本。利用径向基神经网络模型对训练样本进行训练，同时在模型中加入气温、水位数据作对照组实验，最后用验证样本进行精度检验，得到最优的模型来反演研究区域的TLI。

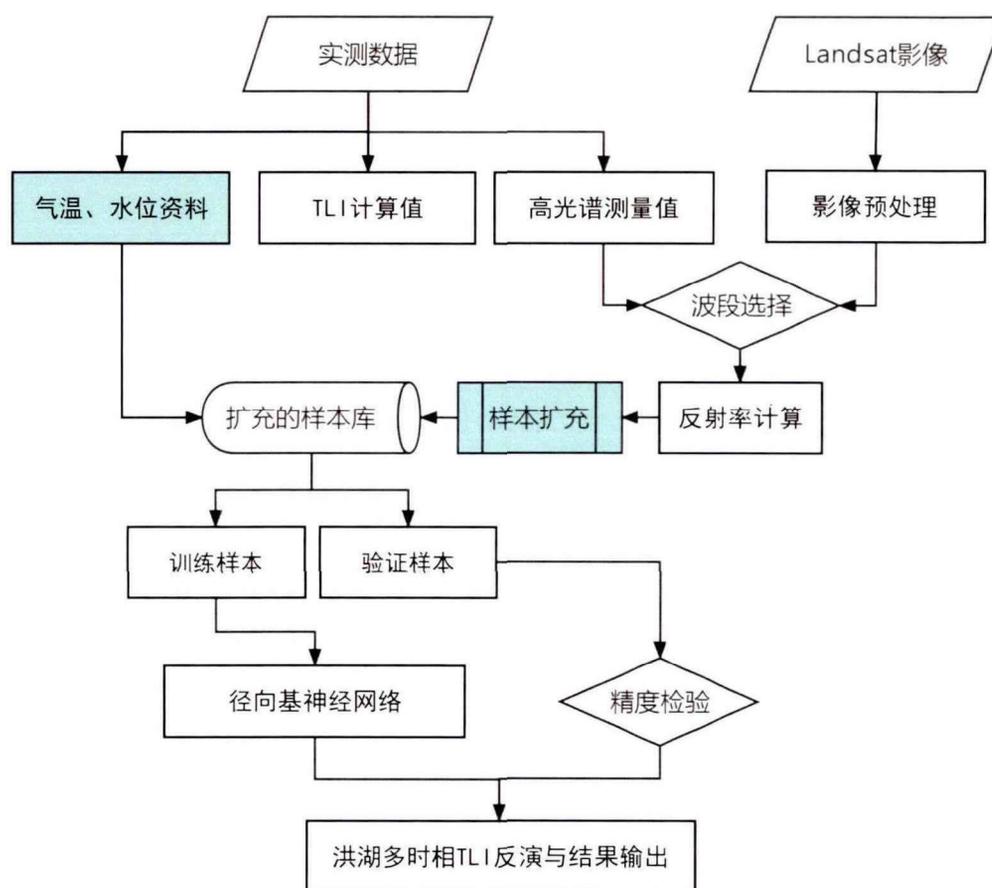


图 1.3 技术路线图

Figure 1.3 Technology roadmap

第二章 研究区域概况及数据预处理

2.1 研究区域概况

洪湖是中国第七大淡水湖，也是长江流域江汉平原典型的大型浅水湖泊，位于东经 $113^{\circ}12'$ ~ $113^{\circ}26'$ ，北纬 $29^{\circ}49'$ ~ $29^{\circ}58'$ 之间（图2.1）。洪湖水面积约348.2平方千米，东西长约23.4千米，南北宽约20.8千米，海岸线长约104.5千米。洪湖在调节气候、防洪调蓄、净化水质、维持生物多样性等方面发挥着重要作用（厉恩华等, 2021）。

1966年洪湖湿地自然保护区建立，2000年洪湖湿地自然保护区晋升为省级湿地自然保护区，2008年联合国教科文组织将洪湖湿地列入《国际重要湿地名录》，2014年洪湖湿地被国务院确立为国家级湿地自然保护区。



图 2.1 研究区域地理位置图

Figure 2.1 Location of study area

在20世纪50年代以前，洪湖是一个与长江相连的湖泊，其水位会随着长江水位的波动而变化，但在20世纪50年代以后，洪湖经历了三次围堤建闸分别于1955年、1958年和1970年修建了洪湖围堤、新滩口节制闸和新堤排水闸，阻断了洪湖与长江的天然联系，由人为控制洪湖水位（卢山等,2004）。近年来，由于围垦造田、污水排放、围网养殖等一系列人为因素的影响，以及旱涝灾害频发等气候变化的推动下，洪湖水体面积锐减，水生植被退化（王学雷等,2010），水体污染与富营养问题严重，其生态功能和水环境安全受到严重威胁（杜耘等,2005），而这些问题也普遍发生在长江中下游其他湖泊（王洪铸等,2019）。洪湖南部多为核心区与保护区；洪湖北部为广阔平原，有大量的农田与乡镇企业，在湖区边缘分布着大量的围网养殖区域，主要来水也来自于北部的四湖总干渠，其中西北部主要为入湖区，东北部有居民活动区域与进出河口，其水质交换较为频繁（厉恩华等,2019;周志立,2017）。

2.2 实测数据

本研究所使用的实测水质数据为2013年1月至2021年10月的逐月综合营养状态指数（TLI），这些数据来自于8个在湖区分布均匀的监测站点，具体点位如图2.1所示。实测水质数据来自于荆州市生态环境局，根据《地表水环境质量评价办法（试行）》（环办[2011]22号）与《地表水环境质量标准》（GB3838-2002）的规定，对叶绿素a、总磷、总氮、透明度和高锰酸盐指数等水质参数，并计算TLI。本研究所使用的实测气象数据为1999年至2021年洪湖站点的日均气温和每日12时的水位数据，气温数据来自于中国气象数据网（<http://data.cma.cn/>），水位数据来自于湖北省水文水资源中心（<https://slt.hubei.gov.cn/sw/>）。

TLI是一种湖泊富营养化分级方法，根据TLI值计算水体富营养化程度并进行分类，其计算公式（2.1），（2.3）-（2.7）来源于中国环境监测总站《湖泊（水库）富营养化评价方法及分级技术规定》：

$$TLI(\Sigma) = \sum_{j=1}^m W_j \cdot TLI(j) \quad (2.1)$$

式中：TLI（ Σ ）表示综合营养状态指数，TLI（j）表示第j种参数的营养状态指

数， m 表示评价参数的个数， W_j 表示第 j 种参数的营养状态指数的相关权重（下同）。以叶绿素a浓度为基准参数，则第 j 种参数的归一化的相关权重计算公式为：

$$W_j = \frac{R_j^2}{\sum_{j=1}^m R_j^2} \quad (2.2)$$

式中： R_j 表示第 j 种参数与基准参数叶绿素a浓度的相关系数。 R_j 是利用中国26个主要湖泊的调查数据获得的（表2.1）。

表 2.1 中国湖泊（水库）部分参数与叶绿素a的相关性（金相灿, 1995）

Table 2.1 Correlations between partial parameters and Chl-a of Lakes (reservoirs) in China

参数	叶绿素a浓度 (mg/m ³)	总磷浓度 (mg/L)	总氮浓度 (mg/L)	透明度 (m)	高锰酸盐指 数 (mg/L)
R_j	1	0.84	0.82	-0.83	0.83
R_j^2	1	0.70	0.67	0.68	0.68

TLI考虑的参数有：叶绿素a（Chla）、总磷（TP）、总氮（TN）、透明度（SDD）和高锰酸盐指数（COD_{Mn}）。根据以下等式计算每个参数的TLI：

$$TLI(Chla) = 10(2.5 + 1.086 \ln Chla) \quad (2.3)$$

$$TLI(TP) = 10(9.436 + 1.624 \ln TP) \quad (2.4)$$

$$TLI(TN) = 10(5.453 + 1.694 \ln TN) \quad (2.5)$$

$$TLI(SDD) = 10(5.118 - 1.94 \ln SDD) \quad (2.6)$$

$$TLI(CODMn) = 10(0.109 + 2.661 \ln CODMn) \quad (2.7)$$

根据等式（2.2）和表2.1，分别计算出五个参数Chl-a、TP、TN、SD和COD的权重 W_j ，然后将等式（2.3）-（2.7）分别带入等式（2.1），可以获得等式（2.8），所获得的TLI（ Σ ）值可根据大小分为5类（表2.2）。

$$TLI(\Sigma) = 0.2663TLI(Chla) + 0.1879TLI(TP) + 0.179TLI(TN) + 0.1834TLI(SD) + 0.1834TLI(CODMn) \quad (2.8)$$

表 2.2 湖泊（水库）富营养化分类标准

Table 2.2 Classification standards for eutrophication of lakes (reservoirs)

分类	贫营养	中营养	轻度富营养	中度富营养	重度富营养
TLI(Σ)	TLI(Σ)<30	30≤TLI(Σ)<50	50<TLI(Σ)≤60	60<TLI(Σ)≤70	TLI(Σ)>70

2.3 影像数据的获取与处理

本论文采用的遥感影像数据来自于Landsat系列卫星，该系列卫星数据至今已有50年的历史，是由美国航天航空局（National Aeronautics and Space Administration, NASA）和美国地质调查局（United States Geological Survey, USGS）共同管理，在陆地与海洋的环境与资源监测中发挥着重要作用。自1972年以来，Landsat系列卫星陆续发射9颗（Landsat 6发射失败），Landsat 1-5目前均已退役，Landsat 7自2003年6月以来，该传感器的扫描线校正器（SLC）出现故障导致的数据间隙数据，并于2022年4月6日正式退役，Landsat 8于2013年2月11日发射，Landsat 9于2021年9月发射，目前仍在运行（表2.3）。

本研究选择了Landsat 5专题制图仪（Thematic Mapper, TM）、Landsat 7增强型专题制图仪（Enhanced Thematic Mapper, ETM+）和Landsat 8陆地成像仪（Operational Land Imager, OLI）作为遥感数据源来对洪湖水质情况进行反演，Landsat影像各个波段具有不同的用途（表2.4），不同的波段组合也具有不同的用途，如红-绿-蓝波段组合为真彩色图像，接近地物真实色彩，图像平淡，色调灰暗，近红外-红-绿波段合成标准假彩色图像，地物色彩鲜明，有利于植被与水体的分类等。

从美国地质调查局（<https://earthexplorer.usgs.gov/>）上下载了1999年年至2021年洪湖178景云量覆盖度低于10%的Landsat系列卫星影像，其中包括2000年至2011年的32景Landsat 5 TM影像，1999年至2021年的110景Landsat 7 ETM+影像，以及2013年至2021年的39景Landsat 8 OLI影像（图2.2），均为Landsat Collection 2 Level 2数据。其中2003年6月之后的Landsat 7影像由于条带受损，导致获取的图像出现重叠，大约有四分之一的数据丢失，所以首先使用USGS EROS开发的去条带方法对影像数据进行修复。由于水体信息在遥感影像中比较

稳定，修复后的影像不会对水体的反射率信息产生太大的影响（高泽润，2012）。

表 2.3 Landsat系列卫星参数

Table 2.3 Landsat series satellite parameters

卫星名称	传感器	发射时间	时间分辨率	波段数	运行情况
Landsat 1	MSS	1972年7月	18天	4	退役
Landsat 2	MSS	1975年1月	18天	4	退役
Landsat 3	MSS	1978年3月	18天	4	退役
Landsat 4	MSS、TM	1982年7月	16天	7	退役
Landsat 5	MSS、TM	1984年3月	16天	7	退役
Landsat 7	ETM+	1999年4月	16天	8	退役
Landsat 8	OLI、TIRS	2013年2月	16天	11	运行
Landsat 9	OLI2、TIRS2	2021年9月	16天	11	运行

表 2.4 Landsat5、7、8影像主要波段的特征和用途

Table 2.4 Characteristics and applications of the main bands of Landsat 5, 7 and 8 images

波段	Landsat 5波	Landsat 7波	Landsat 8波	用途	空间分辨率
	长范围 (nm)	长范围 (nm)	长范围 (nm)		
蓝 (Blue)	450-520	450-520	0.452-0.512	对水体有一定的 透视能力。	30m
绿 (Green)	520-600	520-600	0.533-0.590	探测水体叶绿素 浓度在绿波段中 的反射峰值。	
红 (Red)	630-690	630-690	0.636-0.673	探测水体叶绿素 浓度在红波段中 的吸收峰值。	
近红外 (NIR)	770-900	770-900	0.851-0.879	探测水体中生物 含量。	

Landsat Collection 2数据集于2020年发布，相比较Landsat Collection 1数据集，Collection 2数据集提高了几何校正和辐射定标的精度，特别是几何校正的精度有了很大的提高，采用了新的地面控制点版本（GCPs Phase 4），GCPs Phase 4融合了Landsat 8和欧空局（European Space Agency, ESA）发布的哨兵2（Sentinel-2）两者的控制点，很大程度上提高了影像的几何校正精度。Landsat Collection 2 Level 2数据不同于Level 1数据，其已经经过了辐射定标、几何校正以及大气校正等预处理，是地表反射率产品，所采用的大气校正的算法也有所提高，处理Landsat 8影像的算法为Land Surface Reflectance Code（LaSRC）algorithm，处理Landsat 4-7影像的算法为Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System（LEDAPS）algorithm，需要注意的是，Landsat Collection 2 Level 2数据需要经过一定的换算才能将像元值转换为地表反射率：

$$R_{rs} = 2.75e-5 \times \text{Value} - 0.2 \quad (2.9)$$

式中： R_{rs} 为地表反射率，Value为Landsat Collection 2 Level 2数据的像元值。

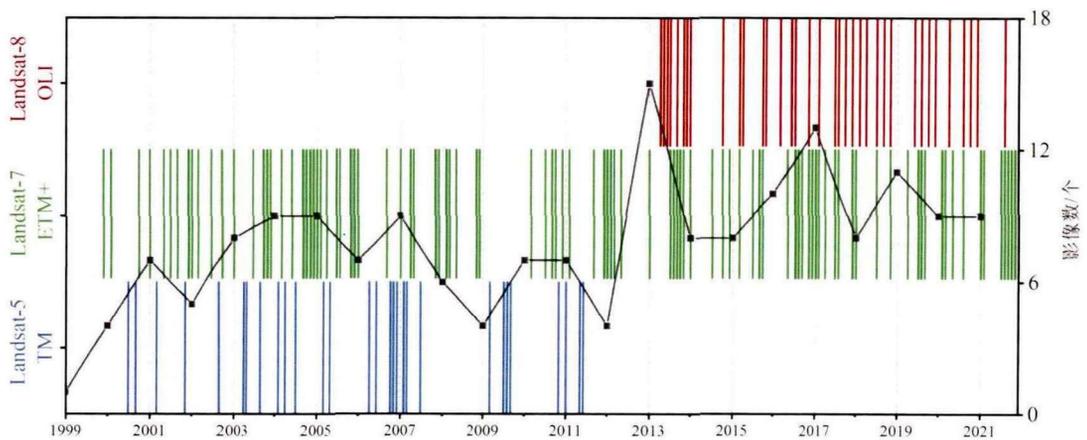


图 2.2 本研究中使用的陆地卫星图像的时间分布

Figure 2.2 Temporal distributions of Landsat images used in this study

对所有Landsat影像进行3×3中值滤波（Median Filter）和均值滤波（Mean Filter），图像滤波是遥感图像处理的常用方法，通过对周围像元的数学计算，重新给中心像元赋值的过程（韦玉春等, 2015）。已有研究表明，图像滤波可以强化空间尺度信息，突出图像的主体特征，压抑无关信息，或去除图像的某些信息，恢复其他信息。在水体提取之前通过滤波消除非水体像元，例如湖面上

的船只和桥梁等（Zhou 等., 2019）。然后计算归一化差异水体指数（Normalized Difference Water Index, NDWI），NDWI的计算公式如下：

$$\text{NDWI} = (\text{Green} - \text{NIR}) / (\text{Green} + \text{NIR}) \quad (2.10)$$

式中：Green为Landsat绿光波段反射率，NIR为Landsat近红外波段反射率。NDWI是一种较为常用的区分水体与非水体的指数，可以用来提取洪湖不同时期的水体边界。

第三章 洪湖综合营养状态指数遥感反演模型及时空序列重建

由于不同传感器和大气条件的差异，Landsat 5、7和8的地表反射率也存在一定的差异。由表2.4可以看出，Landsat 7和Landsat 8波段之间存在显著差异，这使得综合建模十分困难（Roy 等., 2016），因此，本研究将Landsat 7和8的样本区分开来构建洪湖TLI反演模型。由于实测水质数据是在2013年以后获得，Landsat 5在该时间段内无可用影像，无法独立建模，而Landsat 5和7波段之间只有细微的差别，Claverie等（2015）比较了世界各地的4000幅Landsat 5和7图像，发现它们在80%以上的影像中可以很好地匹配，并且性能没有明显的时间变化，所以本研究直接使用Landsat 7训练好的模型来反演Landsat 5影像的TLI值。

在本章节中，Landsat 8的TLI反演模型的性能与Landsat 7相似，因此我们选择Landsat 7为例来展示洪湖TLI反演模型的性能。

3.1 特征波段的选择

为了确定TLI反演所需要的波段，于2021年6月6日上午9时到下午3时，使用船载S185高速成像光谱仪（表3.1）在洪湖分布均匀的32处水面测量了高光谱数据，并与Landsat 7影像的波段进行了比较（图3.1）。由于水信息主要集中在可见光和近红外波段（马荣华 等, 2010），所以将Landsat影像的可见光-近红外波段作为TLI反演的输入参数。根据洪湖实测高光谱数据，发现在570 nm和810 nm附近有反射峰，在674 nm附近有吸收峰，因此将B（Green）-B（Blue）、B（Green）-B（Red）、B（Green）-B（NIR）波段差值和B（Green）/B（Red）波段比值作为输入参数。

表 3.1 S185高速成像光谱仪参数

Table 3.1 Parameters of S185 high-speed imaging spectrograph

名称	光谱范围	采样间隔	光谱分辨率	通道数
S185	450~950nm	4nm	8nm	125

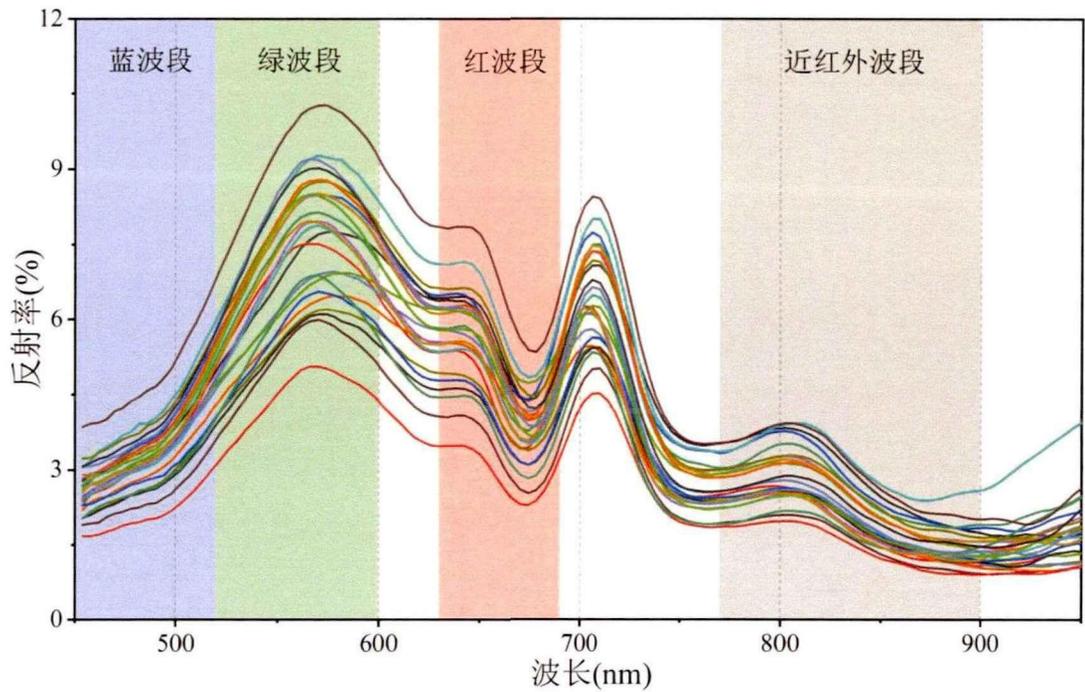


图 3.1 实测光谱和Landsat7波段范围（彩色线条和矩形分别代表洪湖不同水域的光谱和 Landsat 7波段的范围）

Figure 3.1 Measured spectrum and Landsat7 band range (Colored lines and rectangles represent the spectrum of different waters of Honghu Lake and the range of Landsat 7 bands, respectively)

3.2 样本扩充方法

TLI作为定性描述水质的参数，具有一定的稳定性，通常来说，在同一个湖泊中，局部水体的营养状态是大致相同，但其反射率却可能差异显著。在本研究中，所使用的Landsat波段的空间分辨率均为30m，基于水质监测站点，我们认为90m×90m范围内的水体营养状态只有微小的差异，监测站点和周边像元均反映了监测站点附近的水质情况，所以，我们利用4邻域法来假设监测站点周边像元的TLI值是相同的（图3.2）。

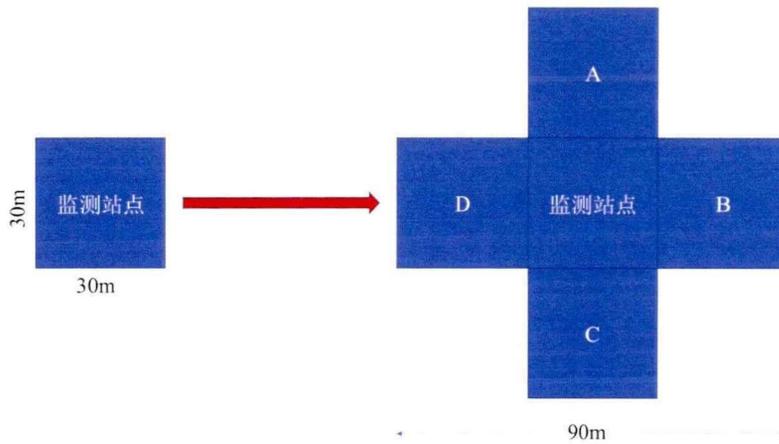


图 3.2 样本扩充过程（假设A、B、C和D与中心像元营养水平大致相同）

Figure 3.2 Sample expansion process(A, B, C, and D were assumed to be approximately the same as the central pixel trophic level)

由于水质监测站点周围像元的反射率多多少少存在着差异，所以每个像元都可作为独立的样本输入到TLI反演模型中，这并不是原始样本的复制品。因此，将相邻像元作为样本，不仅可以减少反射噪声，还可以增加样本数量。同时，在本研究中所使用的径向基函数神经网络模型本质上是一种数据驱动的半经验模型，其训练是否充分取决于实测水质数据的质量和数量，样本扩充方法可以增加模型的稳定性和鲁棒性，即训练数据越多，模型的训练越好（Mullur和Messac, 2006），从而使模型更加稳定。

3.3 约束因子的选择

由于湖泊受到温度、日照和降水等环境因素的影响，藻类生长具有一定的季节性和周期性特征（Liu 等., 2021）。对中国一些内陆湖泊的多项研究中表明（吴奇丽 等, 2019; Zhang 等., 2019; 杨威 等, 2012），在冬季气温低、光照弱的时期湖泊中的叶绿素a浓度一般达到最低，随着春季气温的逐渐升高，湖泊中藻类的生长速度也逐渐加快，到了夏季气温高、光照强的时期，湖泊中叶绿素a浓度也随之达到最高。因为湖泊中藻类的生长和污染物的浓度会受到温度和水位的季节性变化的影响（Ji 等., 2021; Chen 等., 2020; Bejaoui 等., 2016），所以在以往的研究中，针对某一时间所建立的水质反演模型只能适用于该特定时间，

不能推广应用于其他时间和季节的水质反演。这是由于在这些模型中，输入端只输入遥感波段信息，如果把不同时期不同季节的样本输入模型而不加以约束，就会降低模型的精度。本研究旨在建立一个一年四季都通用的TLI反演模型，所以在模型的输入端中，除了遥感波段信息外，同时考虑加入本地同期的气温和 水位数据作为约束因子，以提高水质反演模型在不同时期的适用性。之前，本单位开展过类似研究，Liu等（2021）利用哨兵2号影像构建了武汉市湖库水质参数反演模型，并将影响藻类生长的环境特征的月份参数 k 引入模型中，结果表明，与传统的水质反演模型性比，加入 k 参数的模型表现得更好，模型精度显著提高。表明引入了时间因子或随时间变化的水文气象因子可能有利于提高水质反演模型的通用性，是一种建立通用性水质遥感反演模型的新思路。

考虑到气温和 水位对湖泊水质的影像存在了一定的滞后和累积效应，所以本文将卫星过境时近3天的洪湖气温或 水位值的加权平均值来作为TLI反演模型的气温和 水位约束参数，与遥感波段反射率信息一起同时输入模型进行学习训练：

$$T = \frac{3T_0 + 2T_1 + T_2}{6} \quad (3.1)$$

式中： T 代表模型中的输入气温或 水位数据， T_0 为当天气温或 水位数据， T_1 为前一天气温或 水位数据， T_2 为前两天气温或 水位数据。

3.4 TLI 反演模型的构建

径向基神经网络（Radial Basis Function Neural Network, RBFNN）是一种性能良好的前向网络，具有最佳逼近、训练简洁、学习收敛速度快以及克服局部最小值问题等性能，同时也具有很强的鲁棒性、记忆能力、非线性拟合能力以及强大的自学习能力，而且学习规则简单，便于计算机实现（陈明, 2013）。因此，利用RBFNN模型来反演水质参数是可行的（Liu 等., 2021; Zhou 等., 2019）。

基于RBFNN的TLI反演模型步骤如下：

（1）RBFNN模型的输入参数包括Landsat对应站点的遥感反射率值、气温和 水位数据，输出参数为实测TLI值（图3.3），并确保所有参数在时间和空间

上是一致的。

(2) Landsat 7影像所对应的水质数据共计322条，将其根据3: 1的比例分为训练数据集和验证数据集。并将模型被分成a、b、c和d四组，如表3.1所示。

(3) 将训练样本的输入参数与输出参数归一化为-1至1，可以使样本在相同的幅度下提高收敛速度与模型泛化能力。

(4) 利用RNFNN分别对 (a)、(b)、(c)、(d) 四个模型进行训练，并利用决定系数 (Coefficient of Determination, R^2) 和均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 来对不同模型反演出的TLI值与实测TLI值进行精度检验， R^2 值越高，RMSE值越小，说明反演的TLI值越接近实测的TLI值，模型的预测功能越稳定，反之模型的性能越差。 R^2 与RMSE的计算公式如下：

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = \left(\frac{\text{cov}(x,y)}{\sigma_x \sigma_y} \right)^2 \quad (3.2)$$

$$RMSE = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (3.3)$$

式中：n为样本数量，i为单个样本点，x和y分别表示反演的TLI值和实测TLI值，SSR为回归平方和，SST为总平方和。

(5) 根据所得到的最优模型，反演的到洪湖的TLI分布图。

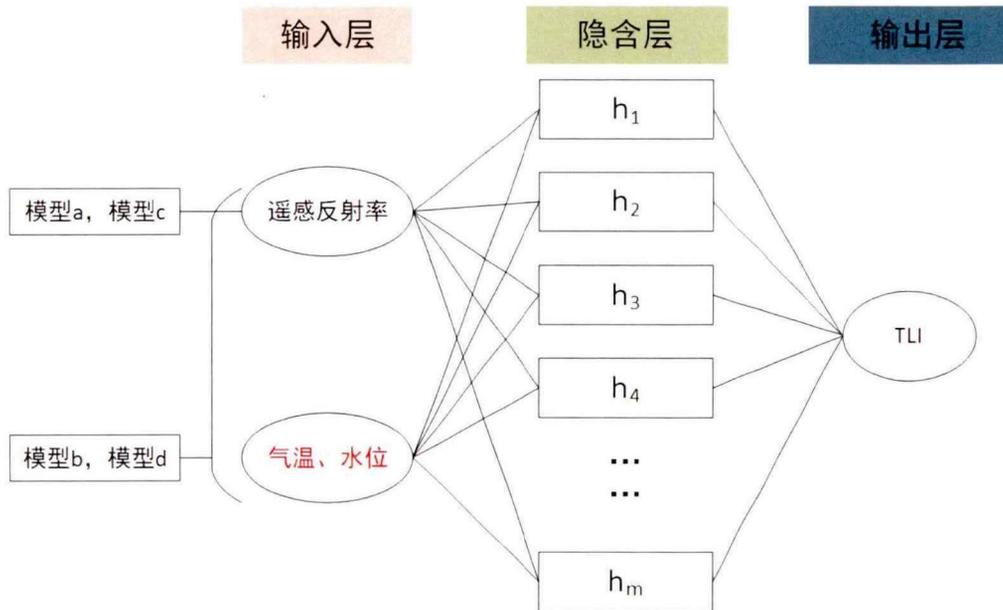


图 3.3 径向基神经网络的结构

Figure 3.3 Architecture of the radial basis function neural network (RBFNN)

表 3.1 不同的TLI反演模型

Table 3.1 Different TLI retrieval models

模型	样本数量	样本扩充	气温和水位数据
a	322	无	无
b	322	无	有
c	1610	有	无
d	1610	有	有

3.5 TLI 反演模型的结果

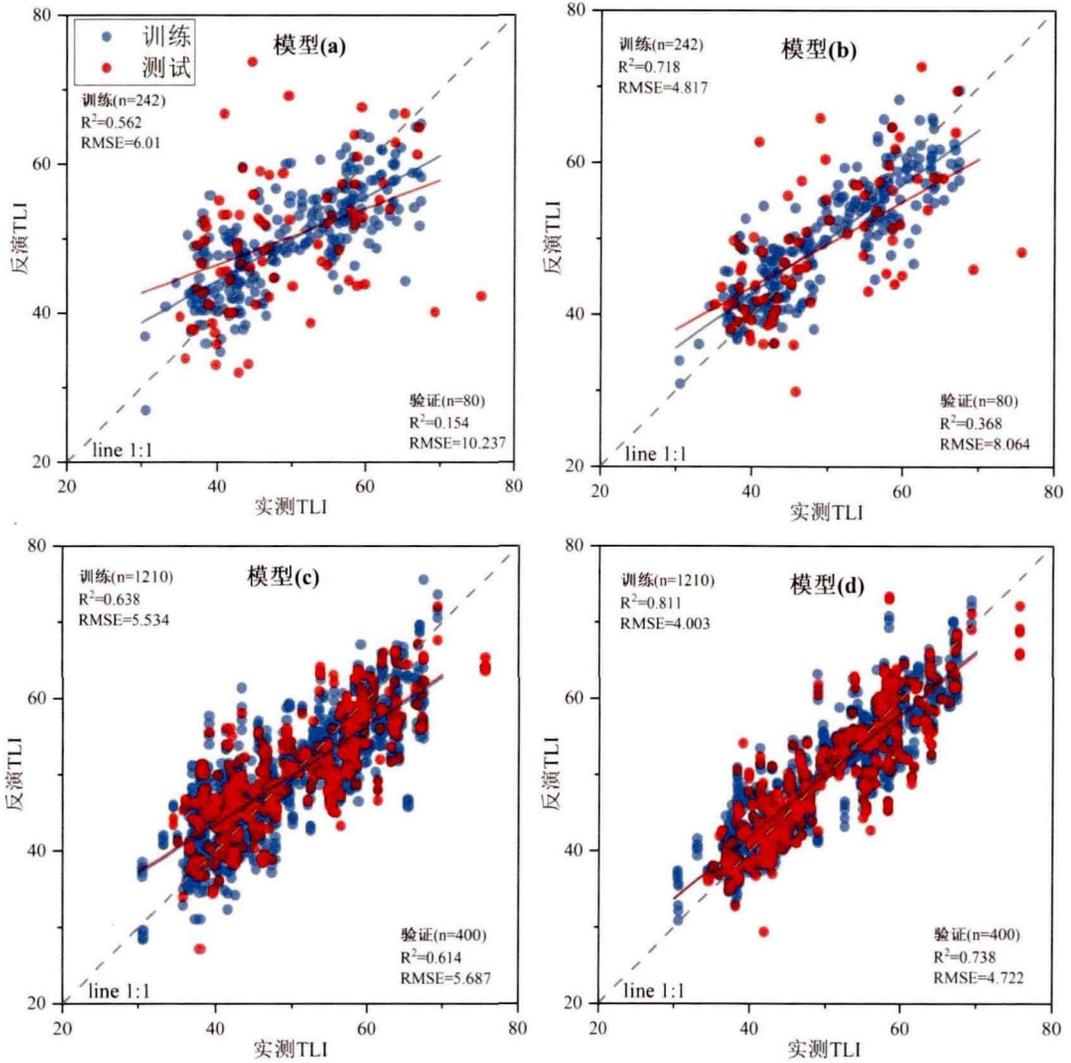


图 3.4 基于不同模型的实测-反演TLI散点图

Figure 3.4 Scatter diagram of measured-retrieved TLI based on different models

四个模型a、b、c、d的训练与验证结果如图3.4所示，从训练样本上来看，模型（a）和模型（b）的 R^2 相对较高，分别为0.562和0.718，然而它们的验证样本显示其预测精度较低：模型（a）的 R^2 和RMSE值分别为0.154和10.237，模型（b）的分别为0.368和8.064，远离1:1线，离散程度高。

模型（a）和（b）的训练样本精度远远大于验证样本精度，说明模型（a）和（b）的预测性能差，均出现了过拟合现象，只能在局部数据中达到较高精度，并不能用于反演TLI。另一方面，模型（c）和模型（d）都经过了样本扩充处理，虽然在训练样本的精度上没有提高，但是验证样本精度显著提高，也更接近1:1线，表明模型所得到的反演TLI值接近实测TLI值，消除了模型的过拟合现象，能够很好的反演TLI。

与模型（c）相比，模型（d）在TLI反演模型中增加了气温和水位数据作为约束因子，使得模型训练精度更高，模型（d）的验证样本精度也有所提高，拟合线更接近1:1线。根据验证样本得到的RMSE值比较，四个模型的预测误差依次为模型（d）<模型（c）<模型（b）<模型（a）。换句话说，从模型验证精度来看，模型（d）是最佳模型，其验证样本的 R^2 为0.738，RMSE值为4.722，显著低于其他模型。结果表明，样本扩充可以减少模型的过拟合现象，同时在水质反演模型中加入气温和水位数据作为约束因子可以在一定程度上提高模型的精度。

第四章 洪湖综合营养状态指数时空分布特征和规律

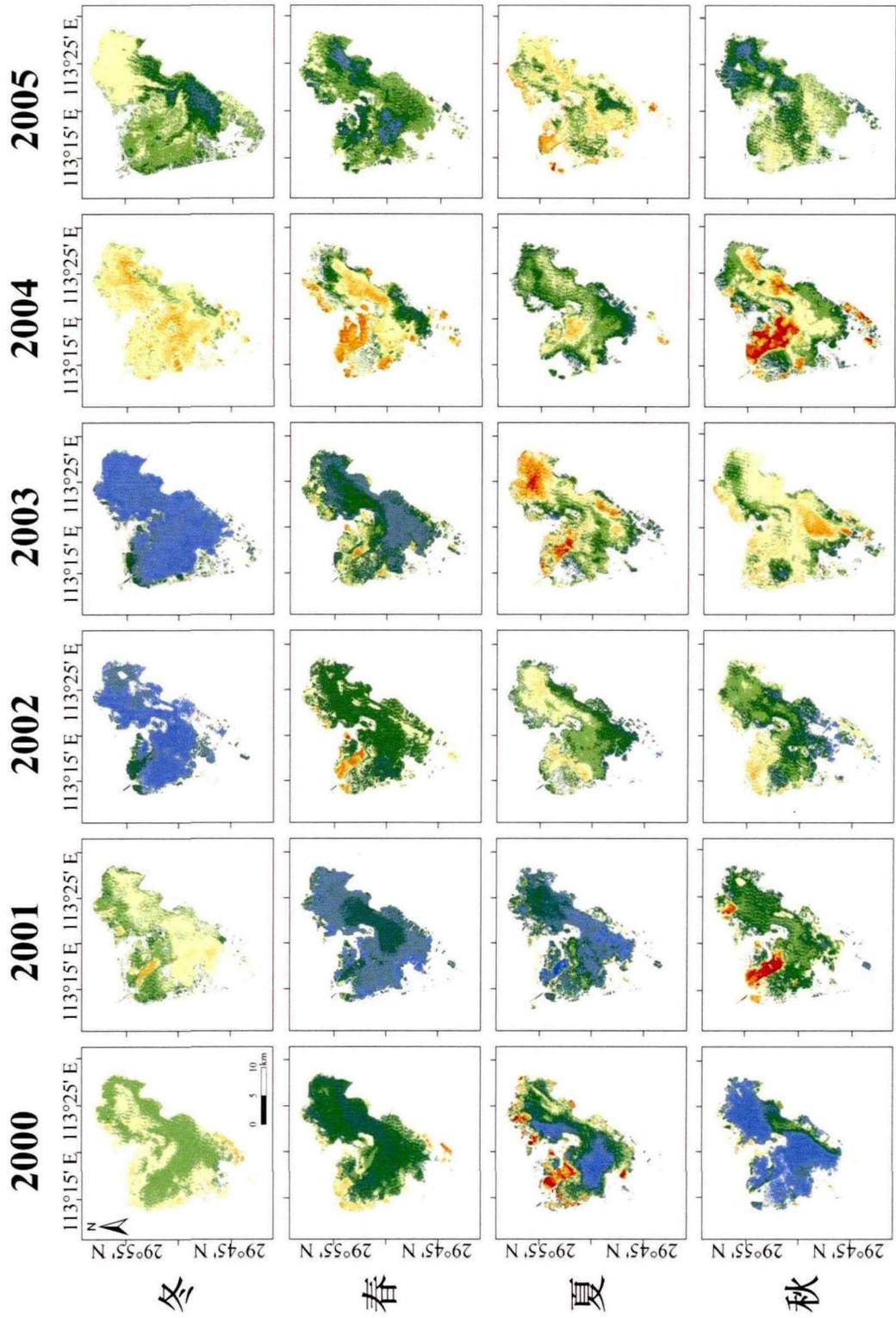
4.1 洪湖 TLI 空间分布情况

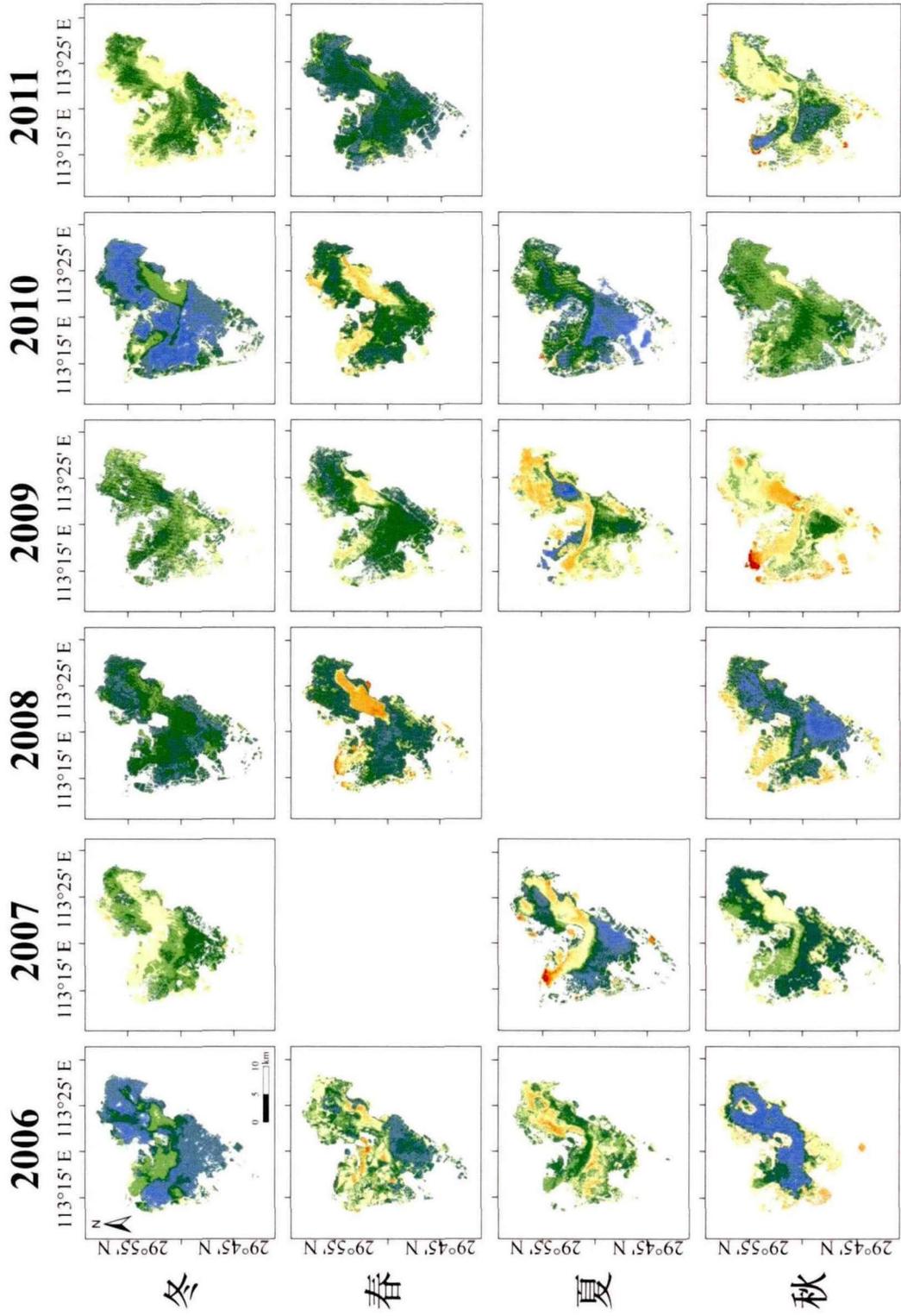
根据第三章所得到的既考虑了气温与水位数据，又经过了样本扩充的最优模型（d），反演了洪湖1999年12月至2021年10月的TLI值，然后根据每个季节进行分类，即上一年12月至2月为冬季、3月至5月为春季、6月至8月为夏季、9月至11月为秋季。由于洪湖不同时期水位、水生植被生长和管理政策（如围湖造田、筑堤等）的差异（厉恩华等,2019），洪湖水域边界也在变化，因此，只考虑纯水像元的TLI。结果表明，洪湖TLI值在10-90之间，大多数在20-70之间（图4.1），表明洪湖整体处于中营养和轻度富营养状态。

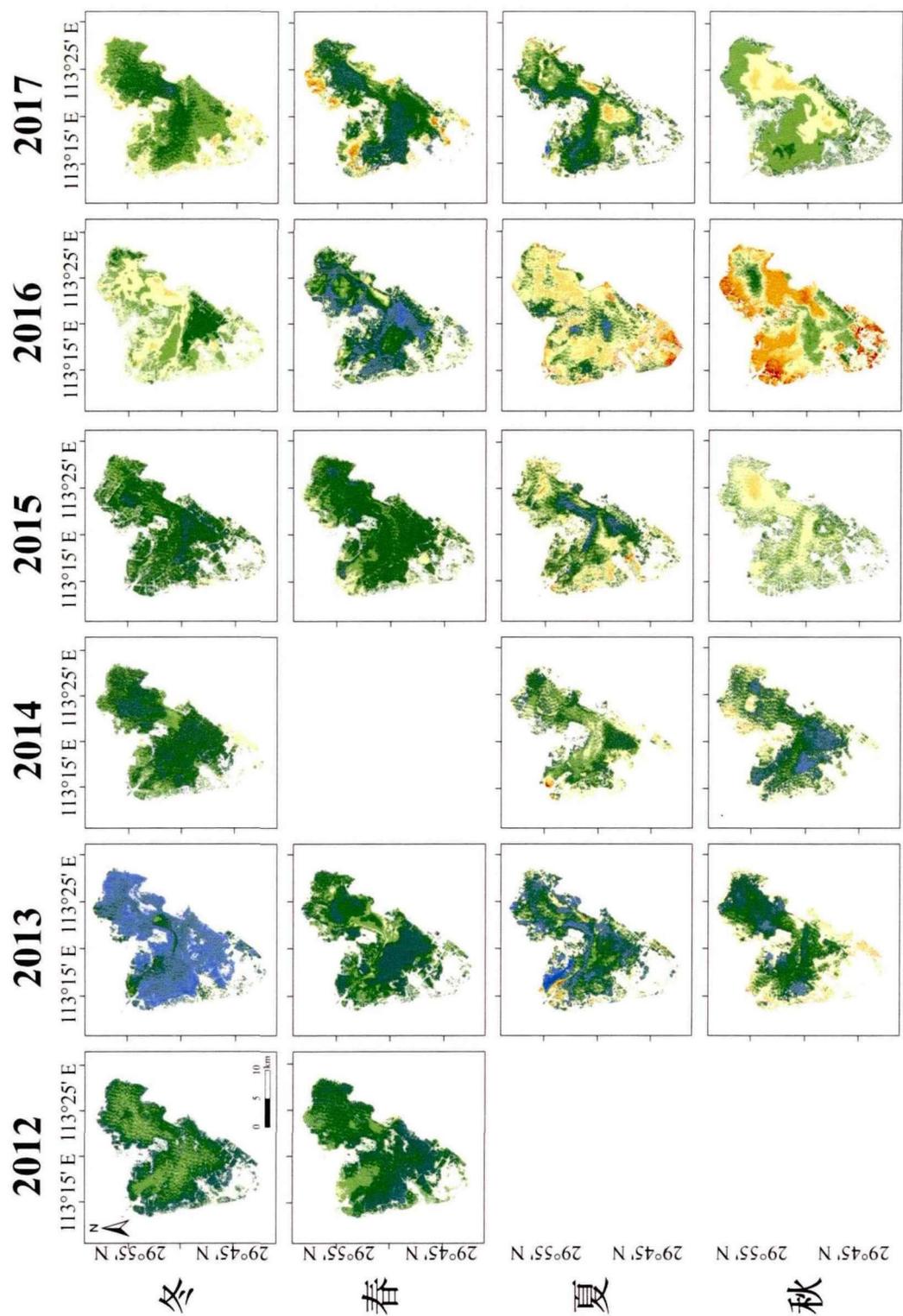
从图4.1来看，洪湖的水质在2000年代初有所恶化，随后有所改善，但是在最近十年有加速恶化的趋势。此外，研究结果显示洪湖水质冬季相对较好，夏季相对较差，水体富营养化情况主要发生在夏秋季节。在空间变化方面，2000年和2003年夏季以及2001年、2004年、2016年、2019年和2020年的秋季，在洪湖西北部水域出现了大面积的水体富营养化区域，而南部水域的富营养化程度整体相对较低，并且主湖区水质相对较好，近岸处富营养化程度相对较高。

根据图4.1与表2.2，对所得到的洪湖TLI进行分类统计了富营养化状态面积百分比（图4.2）。结果表明，在2003年以前，洪湖水质主要以中营养为主，富营养水体面积平均不足30%，但是在2003-2005年期间，洪湖的富营养化程度相对较高。2004年冬季和2005年夏季轻度富营养化面积分别占总面积的88.3%和67%。随后洪湖水质得到一定的改善，在2006-2014年期间，富营养化水体的平均面积仅占30%，其中在2009年夏季和秋季富营养化水体的平均面积百分比最高，分别达到了54%和75%。然而，自2013年以来，洪湖富营养化速度逐渐增加，洪湖的水质已经严重恶化，水体以轻度富营养化为主，而且在2018年后洪湖出现了大面积的中度富营养化区域。2020年春季，73.6%的水体面积为中度富营养。可以看出，近五年来（2017-2021年）洪湖的富营养化更加严重，已由轻度富营养化湖泊变为中度富营养化湖泊。

基于 Landsat 卫星的近 20 年洪湖综合营养状态指数时空序列重建研究







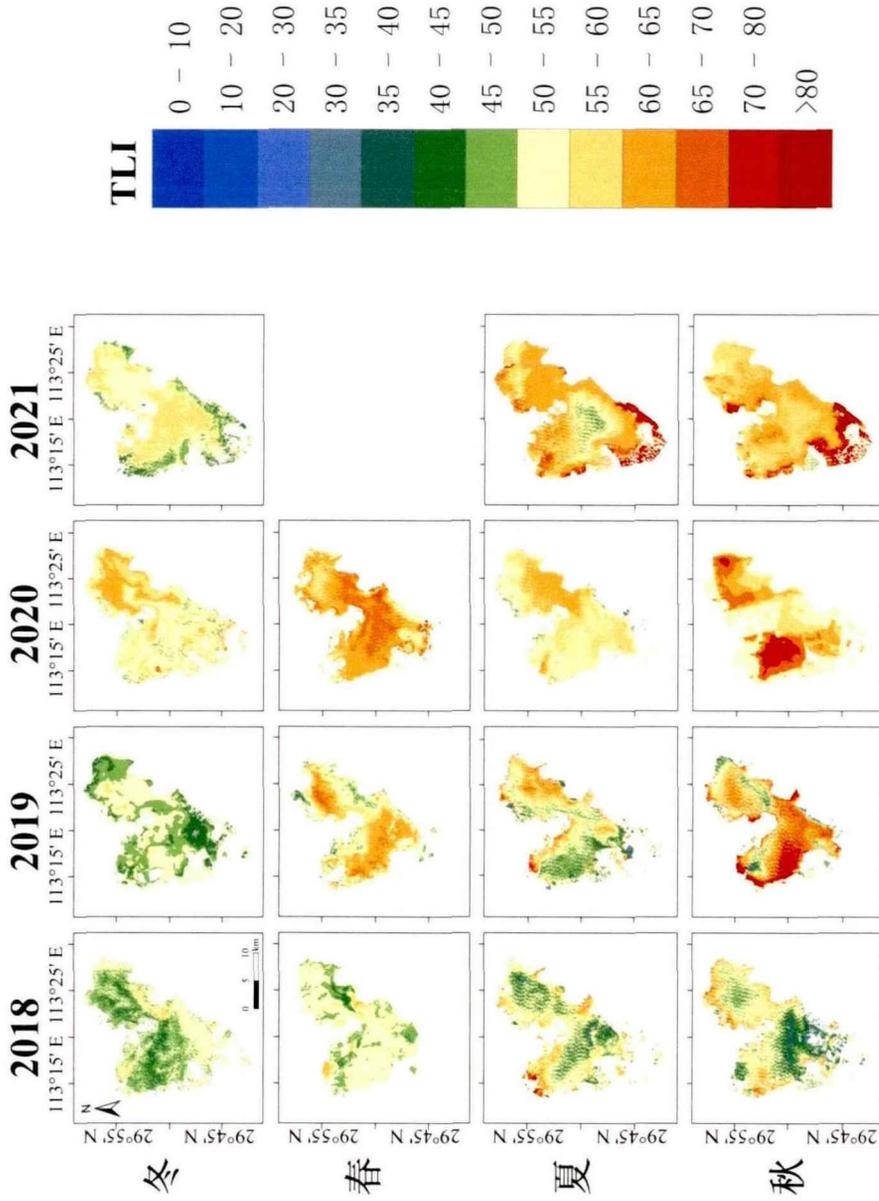


图 4.1 洪湖 TLI 反演的时空分布 (空白表示缺少影像数据)

Figure 4.1 Temporal and spatial distribution of TLI retrieval in Honghu Lake (blank indicates lack of image data)

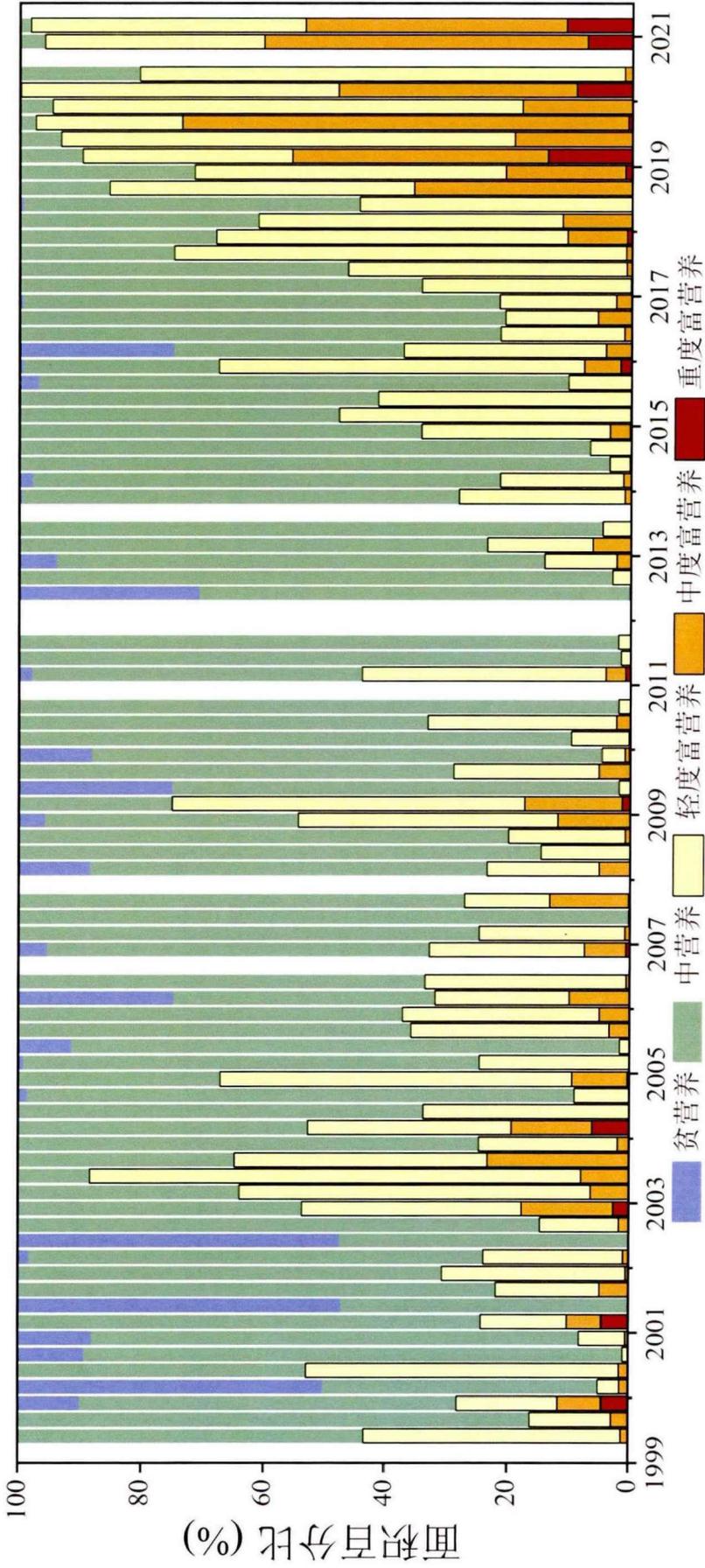


图 4.2 五种营养状态水体面积百分比统计

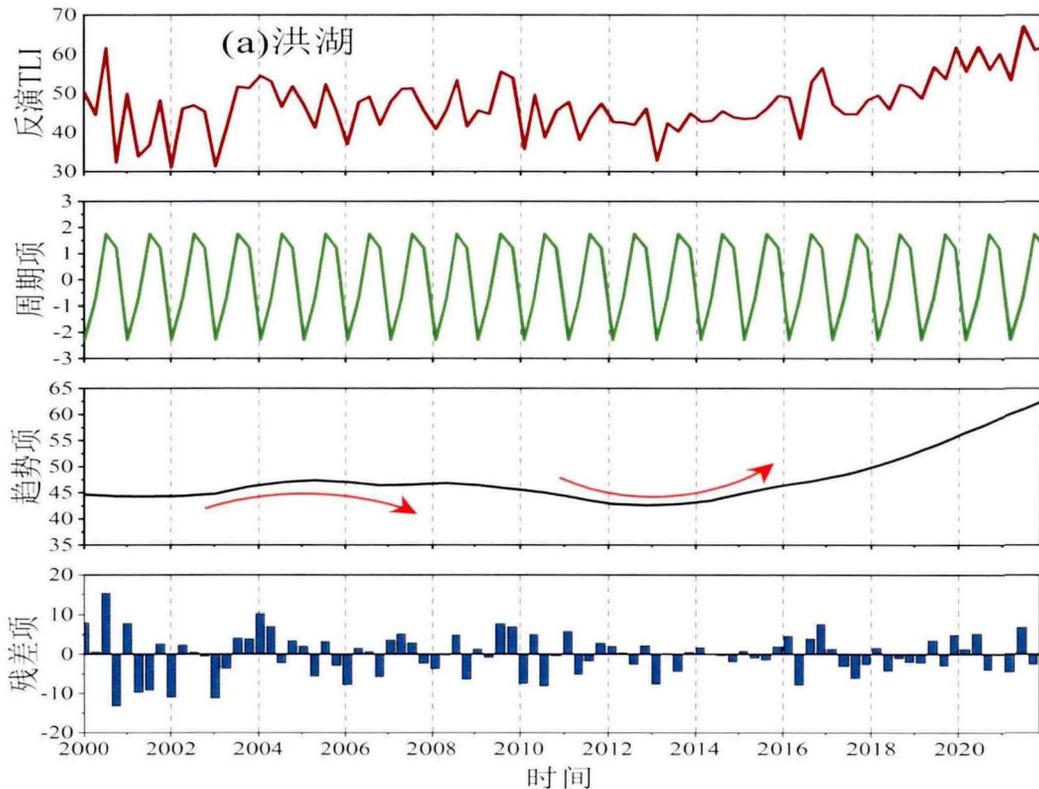
Figure 4.2 Statistics of area percentage for water with five trophic statuses

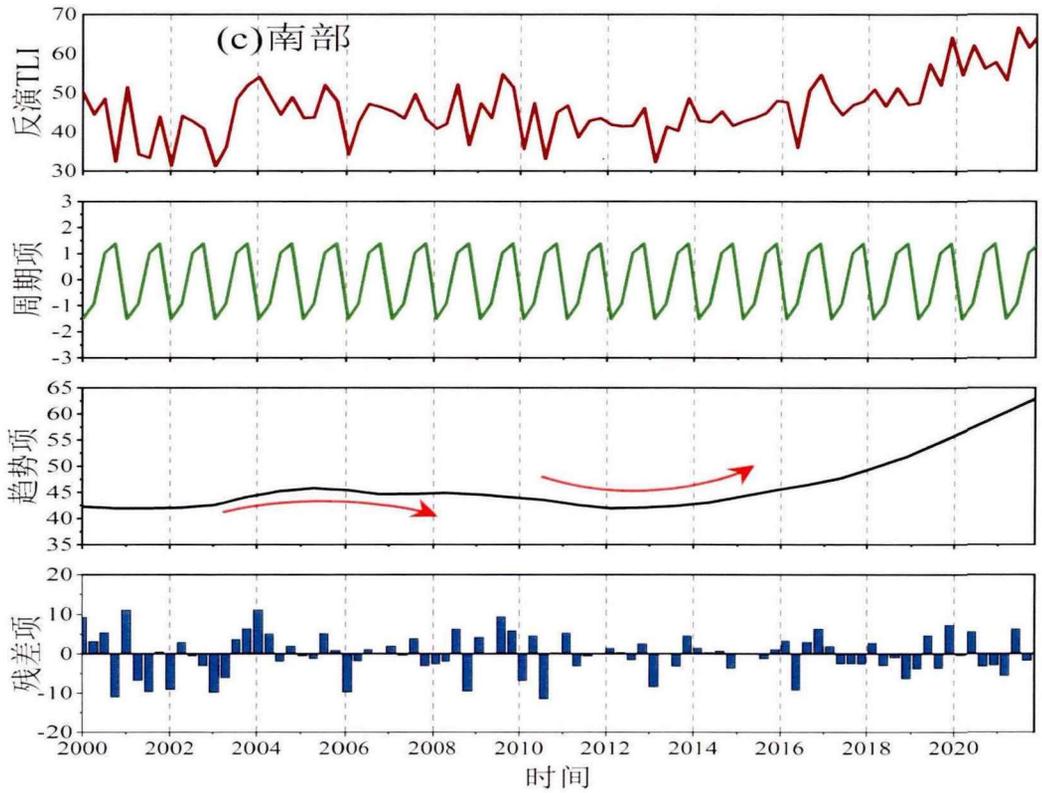
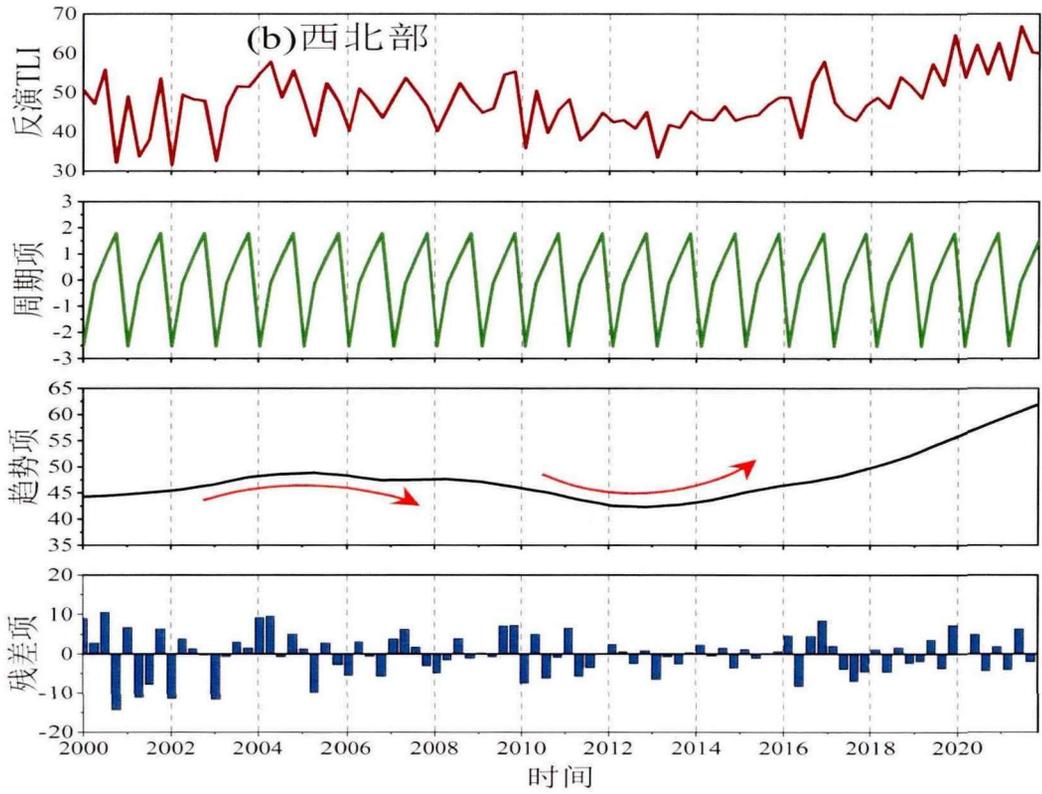
4.2 洪湖 TLI 时间分布情况

STL (Seasonal-Trend decomposition procedure based on Loess) 是一种时间序列分析方法, 某时刻的洪湖TLI反演值分解为周期项 (seasonal component)、趋势项 (trend component) 和残余项 (remainder component) (Cleveland 等., 1990; Qian 等., 2000):

$$\text{Retrieved TLI} = \text{Seasonal} + \text{Trend} + \text{Remainder} \quad (4.1)$$

对洪湖TLI反演结果分不同湖区 (西北部、南部、东北部) (图2.1) 取平均值, 并作STL时间序列分析 (图4.3), 由于2007年、2014年、2021年春季, 2008年、2011年、2012年夏季和2012年秋季没有可用的图像, 因此缺失的部分是通过前一年和下一年同一季节的TLI数据进行线性插值来估计的。





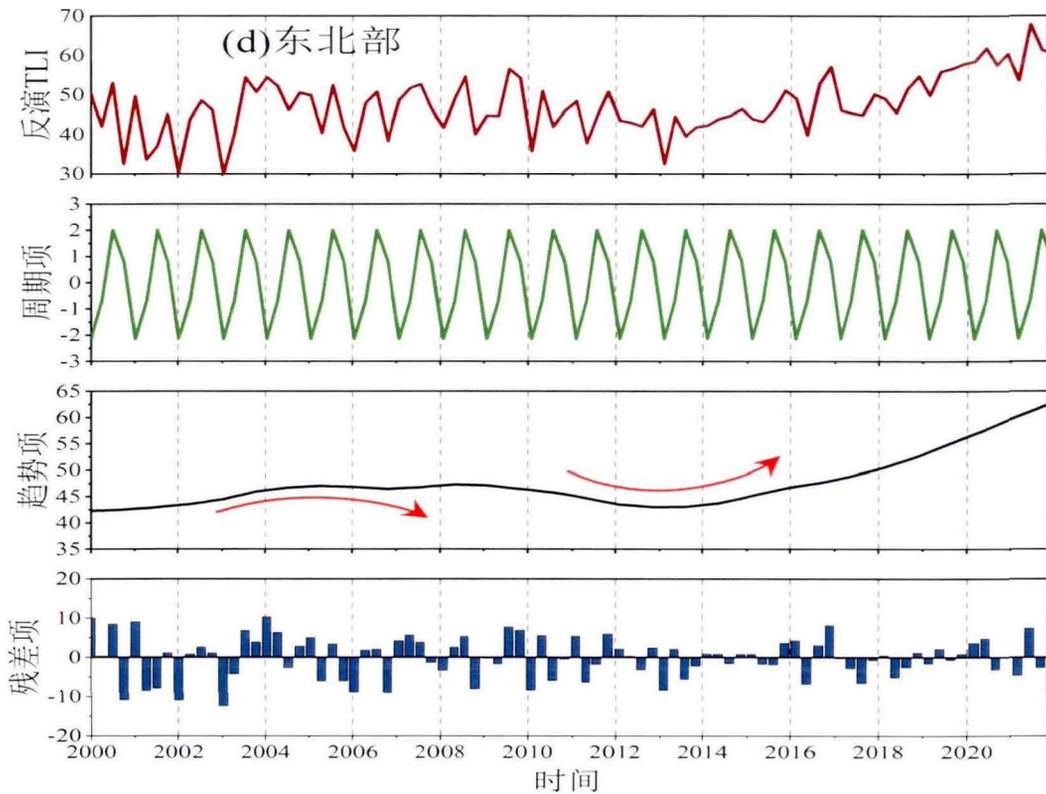


图 4.3 不同湖区的时间变化特征

Figure 4.3 Temporal variation characteristics of different lake areas

就空间差异性而言，洪湖西北部水域相对来说水质最差，TLI平均值相对较高，南部水域相对来说水质最好，TLI平均值相对较低，这种水质差异可能是由于洪湖北部与四湖总干渠相连，北部入湖区较多，大量的农业和工业废水排放，而洪湖南部与长江通过排水闸相连接，南部的工业设施和农田也相对较少（Li等., 2019; Gui和Yu, 2008）。从季节项可以看出，洪湖整体夏季TLI最高，水质最差，冬季最好，而西北部和南部水域水质秋季最差，冬季最好，东北水域夏季水质最差，冬季水质最好。从趋势项可以看出，洪湖水质经历了三个阶段的变化，即从2000年至2005年，TLI逐渐增加，洪湖水质缓慢恶化；从2005年至2013年，洪湖水质略有改善，这可能与2005年实施的“洪湖湿地保护和恢复示范工程”项目有关（厉恩华等, 2019; Ban等., 2014; Mo等., 2009）。然而，在2013年以后，洪湖水质迅速恶化，最近三年（2019-2021年）的平均TLI值为60，属于中度富营养化类别，表明洪湖已由轻度富营养化湖泊转变为中度富营养化

湖泊。

4.3 驱动洪湖富营养化的潜在原因

洪湖是长江中下游江汉平原典型的浅水湖泊，其湿地资源丰富。从上世纪 50 年代以来，洪湖经历了 3 次大规模的围湖造田，同时伴随着堤坝和水利设施的大规模修建，这也深刻的改变了洪湖的生态系统，洪湖水体面积大幅度缩减，与江河连接受阻，基本沦为一个封闭性的湖泊（厉恩华 等, 2019）。

2000 年以来，在一系列人为因素与气象因素的影响下，洪湖富营养化程度起伏变化，但 2013 年以来，洪湖富营养化程度逐渐加快，且未见好转迹象，本研究从人类活动和气候变化的角度考虑，分析导致洪湖富营养化变化的可能原因（图 4.4）。

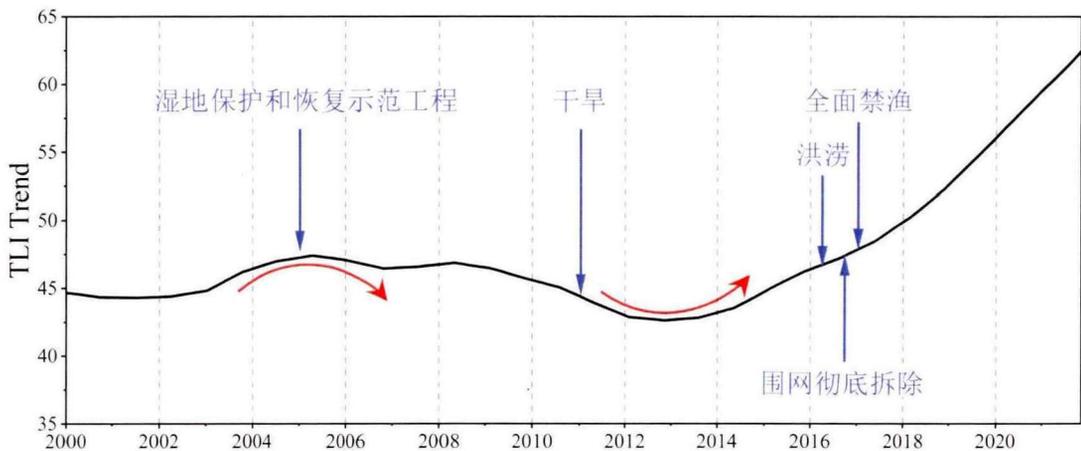


图 4.4 2000-2021 年洪湖 TLI 趋势与事件

Figure 4.4 Honghu TLI Trends and events from 2000 to 2021

(1) 围网养殖

20 世纪 80 年代中期，洪湖引进了围网养殖项目，当时围网养殖作为先进的生产方式，可以防止湖泊的沼泽化。而由于水产养殖业的收入提高，20 世纪 90 年代以后，大量商人涌入洪湖，组成“围网大军”，插竿围网，养殖业开始无序发展，由小规模养鱼逐步发展为大规模的围网养殖。到了 2000 年以后，洪湖围网养殖现象越演愈烈，围网面积占整个水面的 70%（班璇 等, 2010），随之而来的就是严重的水污染，水生环境遭到破坏。围网养殖严重破坏了沉水植被

的生态环境，由于渔民的过度打捞和养殖鱼类、蟹类规模的不断扩大，导致洪湖水生植被面积锐减、沉水植物净化水体的能力也严重下降，养殖投放的饵料及养殖鱼类、蟹类的排泄物剧增，水体中的有机物和营养盐浓度上升，洪湖水质从Ⅱ类恶化为Ⅳ类，甚至最差的时期达到了劣Ⅴ类（杜耘等, 2005）。

2005年起，洪湖实施“湿地保护和恢复示范工程”项目，同时开始拆除围网，到了2006年年，洪湖围网养殖面积已经减少到了全湖面积的20%左右（王学雷等, 2008），洪湖水质明显有所好转。而2009年洪湖围网养殖面积有所反弹，截至2016年，洪湖围网养殖面积占比约为34%，导致水质略有下降，所以为了恢复洪湖湿地生态系统健康，相关部门于2016年决心彻底拆除围网，并于2017年全面实行禁渔措施。

但2016年洪湖彻底拆除围网以来，水质情况不仅没有改善，水体富营养化情况反而愈发严重，可能的原因是长期的围网养殖使洪湖“积劳成疾”，围网养殖带来的大量的营养物质沉积到底泥中，气象因子（如风浪）和气候变化（如洪水）等因素会使洪湖底泥中营养物质重新释放出来，带来内源污染。同时围网养殖也对水生植被带来了系统性的破坏，作为水生生态系统中的初级生产者，水生植被也影响着湖泊的富营养化（Xu等., 2021）。浮游植物可以通过它们的根部吸收污染物（Spangler等., 2019），而沉水植物可以利用它们的叶子和根部清除污染物（Yang等., 2020），从而改善水质。此外，水生植物可以为许多水生动物提供食物、栖息地和产卵场，并在改善水环境和维持生态功能方面发挥重要作用（宋辛辛等, 2016）。但是截至2018年，洪湖挺水植被面积从20世纪80年代的127平方千米减少到了14平方千米，沉水植被面积从233平方千米减少到了133平方千米（厉恩华等, 2019），而在近两年以来更是很难在洪湖看到沉水植被。长期的围网养殖给洪湖湿地生态系统带来了深远的影像，想要恢复其生态环境还需要遥感技术的长期监测和相关部门正确的管理与决策。

(2) 气候变化

相关研究表明，1960年至2017年，洪湖地区共有14次的极端气候事件，平均每5年就会出现一次（厉恩华等, 2019），极端气候频繁的发生，会给洪湖湿地生态环境带来不确定性的影响。其中2011年春季洪湖受干旱的影响较大，洪

湖水位大幅度降低，导致大范围的浅滩出露导致湖水面积减少月三分之一，而出露的部分分布着大量的水生植被生长区，短期的水位降低会导致出露水面的沉水植被干枯死亡，对水生植被造成破坏。但也有相关研究表明，水位的降低会使湖泊底泥得到充分的照射，其理化性质会得到改善，有利于水生植被的多样性与种群优势的变化，进而影响洪湖水环境的改善（刘昔, 2021）。

2016年夏季，受降雨量的影响，洪湖水位持续升高，造成洪涝灾害，7月份出现了最高水位26.99米，超过了保证水位26.97米。一方面，洪水将洪湖周边的营养物质冲入湖中，带来了严重的面源污染，导致水质迅速恶化，透明度显著降低。另一方面，洪水带来的高水位会淹没水生植被，太阳光难以照射到湖底，导致湖区内的水生植被腐烂死亡，而植被残骸又残留在湖泊中造成内源污染，进一步加剧了洪湖水质的恶化。

第五章 结论与展望

5.1 主要结论

本研究基于径向基神经网络模型，利用178景Landsat影像反演了2000年至2021年洪湖的综合营养状态指数，并分析了洪湖富营养化程度的时空变化情况。本文主要结论有：

(1) 在洪湖TLI遥感反演模型中，通过在模型输入端加入了同步的气温和水位数据，使得模型季节通用性得以体现，而且显著提高了模型的精度。该方法可以为其他典型季节性内陆湖泊的遥感水质反演研究提供新的思路。

(2) 使用了样本扩充的方法来构建模型，具体而言，就是将水质监测站点周边的像元也视为独立的标签样本输入到水质反演模型中，大幅地增加了模型的训练样本规模，从而有效地避免模型出现过拟合问题，增强了模型反演结果的稳定性与鲁棒性。

(3) 反演结果空间上显示，总体而言洪湖南部水域的水质相对较好，北部水域相对较差，通过对已有研究的调研，其原因可能在于北部存在较多的农田以及更频繁的人类活动。

(4) 从时间序列上来看，洪湖的富营养化程度存在明显的季节性差异，即夏秋季节TLI偏高，而冬季TLI值相对较低。其中2000年至2005年洪湖水水质平稳过渡，缓慢恶化，2005年至2013年，洪湖水水质略有好转，但从2013年之后，洪湖富营养化趋势逐渐加快，水质迅速恶化，已由轻度富营养化湖泊转变为中度富营养化湖泊。

5.2 主要创新点

本文的主要创新点和贡献如下：

(1) 提出了基于径向基神经网络模型改进的TLI反演模型，与传统的内陆水体水质遥感反演模型相比，改进的TLI反演模型中在输入端加入了同期的气温和水位数据，显著提高了TLI遥感反演模型的精度。

(2) 提出了一种了样本扩充的方法, 大幅地增加了模型的训练样本规模, 从而有效地避免模型出现过拟合问题, 增强了模型反演结果的稳定性与鲁棒性。该方法可以在其他内陆湖泊中的水质遥感进行推广。

(3) 利用建立的模型, 对洪湖20年来的综合营养状态指数TLI进行了反演和制图, 得到了系列图谱, 在此基础上对TLI进行了时间序列分析, 初步揭示了近20年来洪湖富营养化程度的演变趋势, 其中2005年与2013年为洪湖水水质改变的两个重要时间节点。相关成果期望能为相关部门管理与修复洪湖湿地生态环境提供科学依据和参考。

5.3 不足与展望

水体富营养化是全球范围内普遍存在的水环境问题, 与全球生态系统与人类健康息息相关。本文利用遥感数据对洪湖富营养状况进行了长时间序列的反演和重建, 在此基础上初步分析了洪湖富营养状况的时空变化特征、趋势和原因, 取得了一定的进展。但研究中仍有一些不足, 需要进一步的深入研究:

(1) 本文在洪湖TLI的反演中, 为了重建长时间的变化系列, 使用了Landsat系列的3个不同卫星遥感数据, 虽然涉及到的这些传感器的对应波段的设置大致相同, 但是还是有细微的区别, 本文对此并未作校准, 只通过现有的研究进行了论证, 这可能也会给结果带来一定的误差和不确定性。这是需要进一步研究解决的课题。

(2) 在实际中, 受实测水质数据和过境时间的限制, 很难获取获取二者在时间完全同步的样本对, 严格来说, 所使用的样本并不是非常标准的标签样本, 这也是造成模型存在一定误差的可能原因之一。期待将来有关部门建立更多的地面水质浮标监测网点, 从而获取更多标准的标签样本, 进一步提高水质遥感的精度。

(3) 驱动洪湖富营养化状态变化的原因是十分复杂的。本文只对围网养殖、水生植被的消退以及极端气候事件等原因进行了定性的描述和初步分析, 讨论的不够全面, 还不足以透彻分析洪湖水水质变化的具体原因。在下一步的研究中, 期望收集更多的气象因子和湖泊流域内其他人为活动数据, 并进行一个定量分

析，同时对水生植被的生物量作遥感定量反演，期望找出其与水质之间的具体相关关系，揭开洪湖富营养化演变之谜，从而为洪湖的管理与修复开出有效的“药方”。

参考文献

- 班璇, 余成, 魏珂等. 围网养殖对洪湖水质的影响分析[J]. 环境科学与技术, 2010, 33: 125-129.
- 陈明. MATLAB 神经网络原理与实例精解[M]. 北京:清华大学出版社,2013
- 陈小锋, 揣小明, 杨柳燕. 中国典型湖区湖泊富营养化现状、历史演变趋势及成因分析[J]. 生态与农村环境学报, 2014, 30: 438-443.
- 杜耘, 陈萍, SATO 等. 洪湖水环境现状及主导因子分析[J]. 长江流域资源与环境, 2005, 14: 481-485.
- 段广拓. 基于多源遥感数据的水环境参量反演算法研究与应用[D]. 深圳. 中国科学院大学 (中国科学院深圳先进技术研究院), 2019.
- 段洪涛, 于磊, 张柏等. 查干湖富营养化状况高光谱遥感评价研究[J]. 环境科学学报, 2006: 1219-1226.
- 高泽润. 基于 ETM+影像的洞庭湖水体富营养化监测研究[D]. 中南大学, 2012.
- 何报寅, 张文, 乔晓景等. 基于 FOA-SVM 方法的长江中游悬浮物浓度遥感反演研究[J]. 长江流域资源与环境, 2015, 24: 647-652.
- 姜波. 基于传统经验模型和机器学习模型的水色遥感反演对比研究[D]. 烟台. 中国科学院大学 (中国科学院烟台海岸带研究所), 2021.
- 金相灿. 中国湖泊环境[M]. 北京:海洋出版社,1995
- 李德仁, 张洪云, 金文杰. 新基建时代地球空间信息学的使命[J]. 武汉大学学报 (信息科学版), 2022: 1-10.
- 李子成, 邓义祥, 郑丙辉. 中国湖库营养状态现状调查分析[J]. 环境科学与技术, 2012, 35: 209-213.
- 厉恩华, 蒲云海, 王学雷等. 洪湖湿地植物多样性研究与保护[M]. 武汉:湖北科学技术出版社,2019
- 厉恩华, 杨超, 蔡晓斌等. 洪湖湿地植物多样性与保护对策[J]. 长江流域资源与环境, 2021, 30: 623-635.
- 刘文雅, 邓孺孺, 梁业恒等. 基于辐射传输模型的巢湖叶绿素 a 浓度反演[J]. 国土资源遥感, 2019, 31: 102-110.

- 刘昔. 基于流域尺度水环境污染特征的洪湖湿地演化及稳态转化研究[D]. 北京. 中国科学院大学, 2021.
- 卢山, 李世杰, 王学雷. 洪湖的环境变迁与生态保护[J]. 湿地科学, 2004: 234-237.
- 马荣华, 段洪涛, 唐军武等. 湖泊水环境遥感[M]. 北京:科学出版社,2010
- 潘德炉, 马荣华. 湖泊水质遥感的几个关键问题[J]. 湖泊科学, 2008: 139-144.
- 秦伯强. 长江中下游浅水湖泊富营养化发生机制与控制途径初探[J]. 湖泊科学, 2002: 193-202.
- 秦伯强, 王小冬, 汤祥明等. 太湖富营养化与蓝藻水华引起的饮用水危机——原因与对策[J]. 地球科学进展, 2007: 896-906.
- 盛辉, 池海旭, 许明明等. 改进 SVR 的内陆水体 COD 高光谱遥感反演[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41: 3565-3571.
- 宋辛辛, 蔡晓斌, 王智等. 1950s 以来洪湖主要优势沉水植物群落变化[J]. 湖泊科学, 2016, 28: 859-867.
- 王波, 黄津辉, 郭宏伟等. 基于遥感的内陆水体水质监测研究进展[J]. 水资源保护, 2022: 1-10.
- 王洪铸, 刘学勤, 王海军. 长江河流-泛滥平原生态系统面临的威胁与整体保护对策[J]. 水生生物学报, 2019, 43: 157-182.
- 王学雷, 厉恩华, 余璟等. 生态恢复前后洪湖水生植被景观各向异性动态变化研究[J]. 湿地科学, 2010, 8: 105-109.
- 王学雷, 宁龙梅, 肖锐. 洪湖湿地恢复中的生态水位控制与江湖联系研究[J]. 湿地科学, 2008: 316-320.
- 韦玉春, 汤国安, 汪闽等. 遥感数字图像处理教程[M]. 北京:科学出版社,2015
- 吴奇丽, 张坤, 陈欢等. 华阳河湖群叶绿素 a 浓度的季节动态和空间分布[J]. 水生态学杂志, 2019, 40: 66-72.
- 徐菲菲. 基于图像信息的内陆水环境大气校正方法研究[D]. 上海. 中国科学院研究生院(上海技术物理研究所), 2015.
- 徐轩. 梁子湖水质遥感影像反演模型和时空变化格局研究[D]. 武汉大学, 2017.
- 杨桂山, 马荣华, 张路等. 中国湖泊现状及面临的重大问题与保护策略[J]. 湖泊科学, 2010, 22: 799-810.
- 杨威, 邓道贵, 张赛等. 洱海叶绿素 a 浓度的季节动态和空间分布[J]. 湖泊科学, 2012, 24: 858-

- 864.
- 张兵, 李俊生, 申茜等. 长时序大范围内陆水体光学遥感研究进展[J]. 遥感学报, 2021, 25: 37-52.
- 赵春宇, 谭焯辉, 柯志新等. 珠江口赤潮爆发过程中水体及表层沉积物间隙水中营养盐与叶绿素的变化特征[J]. 海洋通报, 2016, 35: 457-466.
- 周亚东, 何报寅, 寇杰锋等. 基于 GF-1 号遥感影像的武汉市及周边湖泊综合营养状态指数反演[J]. 长江流域资源与环境, 2018, 27: 1307-1314.
- 周志立. 基于 GEE 平台的近十年来洪湖水水质遥感反演研究[D]. 武汉. 湖北大学, 2017.
- AAS E, HOKEDAL J, SORENSEN K. Secchi depth in the Oslofjord-Skagerrak area: theory, experiments and relationships to other quantities[J]. Ocean Science, 2014, 10: 177-199.
- ADRIAN R, O'REILLY C M, ZAGARESE H, et al. Lakes as sentinels of climate change[J]. Limnology and Oceanography, 2009, 54: 2283-2297.
- ALPARSLAN E, AYDONER C, TUFEKCI V, et al. Water quality assessment at Omerli Dam using remote sensing techniques[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2007, 135: 391-398.
- BAN X, WU Q Z, PAN B Z, et al. Application of Composite Water Quality Identification Index on the water quality evaluation in spatial and temporal variations: a case study in Honghu Lake, China[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2014, 186: 4237-4247.
- BEJAOUI B, ARMI Z, OTTAVIANI E, et al. Random Forest model and TRIX used in combination to assess and diagnose the trophic status of Bizerte Lagoon, southern Mediterranean[J]. Ecological Indicators, 2016, 71: 293-301.
- BONANSEA M, RODRIGUEZ M C, PINOTTI L, et al. Using multi-temporal Landsat imagery and linear mixed models for assessing water quality parameters in Rio Tercero reservoir (Argentina)[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 158: 28-41.
- CAO Z, MA R, MELACK J, et al. Landsat observations of chlorophyll-a variations in Lake Taihu from 1984 to 2019[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022, 106.
- CAO Z G, MA R H, DUAN H T, et al. A machine learning approach to estimate chlorophyll-a from

- Landsat-8 measurements in inland lakes[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 248: 15.
- CARPENTER D J, CARPENTER S M. MODELING INLAND WATER-QUALITY USING LANDSAT DATA[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1983, 13: 345-352.
- CARVALHO L, POIKANE S, SOLHEIM A L, et al. Strength and uncertainty of phytoplankton metrics for assessing eutrophication impacts in lakes[J]. *Hydrobiologia*, 2013, 704: 127-140.
- CHANG N B, IMEN S, VANNAH B. Remote Sensing for Monitoring Surface Water Quality Status and Ecosystem State in Relation to the Nutrient Cycle: A 40-Year Perspective[J]. *Critical Reviews in Environmental Science and Technology*, 2015, 45: 101-166.
- CHAWLA I, KARTHIKEYAN L, MISHRA A K. A review of remote sensing applications for water security: Quantity, quality, and extremes[J]. *Journal of Hydrology*, 2020, 585: 28.
- CHEN Q, HUANG M T, TANG X D. Eutrophication assessment of seasonal urban lakes in China Yangtze River Basin using Landsat 8-derived Forel-Ule index: A six-year (2013-2018) observation[J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 745: 13.
- CLEVELAND R, CLEVELAND W, MCRAE J, et al. STL: a seasonal-trend decomposition procedure based on loess[J]. *J Off Stat*, 1990, 6: 3-73.
- DIERSSEN H M, KUDELA R M, RYAN J P, et al. Red and black tides: Quantitative analysis of water-leaving radiance and perceived color for phytoplankton, colored dissolved organic matter, and suspended sediments[J]. *Limnology and Oceanography*, 2006, 51: 2646-2659.
- GIARDINO C, BRANDO V E, DEKKER A G, et al. Assessment of water quality in Lake Garda (Italy) using Hyperion[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 109: 183-195.
- GITELSON A, MAYO M, YACOBI Y Z, et al. THE USE OF HIGH-SPECTRAL-RESOLUTION RADIOMETER DATA FOR DETECTION OF LOW CHLOROPHYLL CONCENTRATIONS IN LAKE KINNERET[J]. *Journal of Plankton Research*, 1994, 16: 993-1002.
- GONG P. Remote sensing of environmental change over China: A review[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2012, 57: 2793-2801.

- GOWER J, KING S, BORSTAD G, et al. Detection of intense plankton blooms using the 709 nm band of the MERIS imaging spectrometer[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2005, 26: 2005-2012.
- GOWER J F R, BROWN L, BORSTAD G A. Observation of chlorophyll fluorescence in west coast waters of Canada using the MODIS satellite sensor[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2004, 30: 17-25.
- GUI F, YU G. Numerical simulations of nutrient transport changes in Honghu Lake Basin, Jiangnan Plain[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2008, 53: 2353-2363.
- HICKS B J, STICHBURY G A, BRABYN L K, et al. Hindcasting water clarity from Landsat satellite images of unmonitored shallow lakes in the Waikato region, New Zealand[J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2013, 185: 7245-7261.
- HO J C, MICHALAK A M, PAHLEVAN N. Widespread global increase in intense lake phytoplankton blooms since the 1980s[J]. *Nature*, 2019, 574: 667-+.
- HOU X J, FENG L, DAI Y H, et al. Global mapping reveals increase in lacustrine algal blooms over the past decade[J]. *Nature Geoscience*, 2022, 15: 130-+.
- HU C M. A novel ocean color index to detect floating algae in the global oceans[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113: 2118-2129.
- HUANG C C, LI Y M, YANG H, et al. Assessment of water constituents in highly turbid productive water by optimization bio-optical retrieval model after optical classification[J]. *Journal of Hydrology*, 2014a, 519: 1572-1583.
- HUANG C C, LI Y M, YANG H, et al. Detection of algal bloom and factors influencing its formation in Taihu Lake from 2000 to 2011 by MODIS[J]. *Environmental Earth Sciences*, 2014b, 71: 3705-3714.
- HUANG C C, SHI K, YANG H, et al. Satellite observation of hourly dynamic characteristics of algae with Geostationary Ocean Color Imager (GOCI) data in Lake Taihu[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 159: 278-287.
- JI B, LIU C, LIANG J C, et al. Seasonal Succession of Bacterial Communities in Three Eutrophic Freshwater Lakes[J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*,

2021, 18: 11.

- JIAO H B, ZHA Y, GAO J, et al. Estimation of chlorophyll-a concentration in Lake Tai, China using in situ hyperspectral data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27: 4267-4276.
- KRATZER S, BROCKMANN C, MOORE G. Using MERIS full resolution data to monitor coastal waters - A case study from Himmerfjorden, a fjord-like bay in the northwestern Baltic Sea[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112: 2284-2300.
- LI F, QIU Z Z, ZHANG J D, et al. Temporal variation of major nutrients and probabilistic eutrophication evaluation based on stochastic-fuzzy method in Honghu Lake, Middle China[J]. *Science China-Technological Sciences*, 2019, 62: 417-426.
- LIAO S J, WU Y, WONG S W, et al. Provincial perspective analysis on the coordination between urbanization growth and resource environment carrying capacity (RECC) in China[J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 730: 14.
- LILLESAND T M, JOHNSON W L, DEUELL R L, et al. USE OF LANDSAT DATA TO PREDICT THE TROPHIC STATE OF MINNESOTA LAKES[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1983, 49: 219-229.
- LIN S S, SHEN S L, ZHOU A, et al. Assessment and management of lake eutrophication: A case study in Lake Erhai, China[J]. *Science of the Total Environment*, 2021, 751: 21.
- LIU D, DUAN H T, LOISELLE S, et al. Observations of water transparency in China's lakes from space[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2020, 92: 11.
- LIU H, HE B Y, ZHOU Y D, et al. Eutrophication monitoring of lakes in Wuhan based on Sentinel-2 data[J]. *Giscience & Remote Sensing*, 2021, 58: 776-798.
- LIU W, QIU R L. Water eutrophication in China and the combating strategies[J]. *Journal of Chemical Technology and Biotechnology*, 2007, 82: 781-786.
- LOBO F L, COSTA M P F, NOVO E. Time-series analysis of Landsat-MSS/TM/OLI images over Amazonian waters impacted by gold mining activities[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 157: 170-184.
- MA Y, SONG K S, WEN Z D, et al. Remote Sensing of Turbidity for Lakes in Northeast China

- Using Sentinel-2 Images With Machine Learning Algorithms[J]. *Ieee Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 9132-9146.
- MAJOZI N P, SALAMA M S, BERNARD S, et al. Remote sensing of euphotic depth in shallow tropical inland waters of Lake Naivasha using MERIS data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 148: 178-189.
- MATTHEWS M W, BERNARD S, ROBERTSON L. An algorithm for detecting trophic status (chlorophyll-a), cyanobacterial-dominance, surface scums and floating vegetation in inland and coastal waters[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 124: 637-652.
- MISHRA S, MISHRA D R. Normalized difference chlorophyll index: A novel model for remote estimation of chlorophyll-a concentration in turbid productive waters[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 117: 394-406.
- MO M H, WANG X L, WANG H L, et al. Analysis on Water Quality and Eutrophication State of Honghu Lake, China: A Case study of Vegetation Restoring Model District[C]//International Conference on Environmental Science and Information Application Technology (ESIAT 2009). Wuhan, PEOPLES R CHINA: Ieee Computer Soc, 2009: 3-+. 10.1109/esi.2009.42.
- MULLUR A A, MESSAC A. Metamodeling using extended radial basis functions: a comparative approach[J]. *Engineering with Computers*, 2006, 21: 203-217.
- NYENJE P M, FOPPEN J W, UHLENBROOK S, et al. Eutrophication and nutrient release in urban areas of sub-Saharan Africa - A review[J]. *Science of the Total Environment*, 2010, 408: 447-455.
- PETERSON K T, SAGAN V, SLOAN J J. Deep learning-based water quality estimation and anomaly detection using Landsat-8/Sentinel-2 virtual constellation and cloud computing[J]. *Giscience & Remote Sensing*, 2020, 57: 510-525.
- PREISENDORFER R W. SECCHI DISK SCIENCE - VISUAL OPTICS OF NATURAL-WATERS[J]. *Limnology and Oceanography*, 1986, 31: 909-926.
- PYO J, DUAN H, BAEK S, et al. A convolutional neural network regression for quantifying cyanobacteria using hyperspectral imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 233:

11.

- QIAN S S, BORSUK M E, STOW C A. Seasonal and long-term nutrient trend decomposition along a spatial gradient in the Neuse River watershed[J]. *Environmental Science & Technology*, 2000, 34: 4474-4482.
- REN J L, ZHENG Z B, LI Y M, et al. Remote observation of water clarity patterns in Three Gorges Reservoir and Dongting Lake of China and their probable linkage to the Three Gorges Dam based on Landsat 8 imagery[J]. *Science of the Total Environment*, 2018, 625: 1554-1566.
- ROY D P, KOVALSKYY V, ZHANG H K, et al. Characterization of Landsat-7 to Landsat-8 reflective wavelength and normalized difference vegetation index continuity[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 185: 57-70.
- SAGAN V, PETERSON K T, MAIMAITIJANG M, et al. Monitoring inland water quality using remote sensing: potential and limitations of spectral indices, bio-optical simulations, machine learning, and cloud computing[J]. *Earth-Science Reviews*, 2020, 205: 31.
- SCARPACE F L, HOLMQUIST K W, FISHER L T. LANDSAT ANALYSIS OF LAKE QUALITY[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1979, 45: 623-633.
- SHAHZAD M I, MERAJ M, NAZEER M, et al. Empirical estimation of suspended solids concentration in the Indus Delta Region using Landsat-7 ETM+ imagery[J]. *Journal of Environmental Management*, 2018, 209: 254-261.
- SHI K, ZHANG Y L, ZHU G W, et al. Deteriorating water clarity in shallow waters: Evidence from long term MODIS and in-situ observations[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2018, 68: 287-297.
- SONG K S, LIU G, WANG Q, et al. Quantification of lake clarity in China using Landsat OLI imagery data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 243: 12.
- SPANGLER J T, SAMPLE D J, FOX L J, et al. Floating treatment wetland aided nutrient removal from agricultural runoff using two wetland species[J]. *Ecological Engineering*, 2019, 127: 468-479.
- SRINIVASAN V, SETO K C, EMERSON R, et al. The impact of urbanization on water vulnerability: A coupled human-environment system approach for Chennai, India[J]. *Global*

- Environmental Change-Human and Policy Dimensions, 2013, 23: 229-239.
- TYLER A N, SVAB E, PRESTON T, et al. Remote sensing of the water quality of shallow lakes: A mixture modelling approach to quantifying phytoplankton in water characterized by high-suspended sediment[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27: 1521-1537.
- TZORTZIOU M, SUBRAMANIAM A, HERMAN J R, et al. Remote sensing reflectance and inherent optical properties in the mid Chesapeake Bay[J]. Estuarine Coastal and Shelf Science, 2007, 72: 16-32.
- WANG C Y, LI W J, CHEN S S, et al. The spatial and temporal variation of total suspended solid concentration in Pearl River Estuary during 1987-2015 based on remote sensing[J]. Science of the Total Environment, 2018, 618: 1125-1138.
- WANG S L, LI J S, ZHANG B, et al. Changes of water clarity in large lakes and reservoirs across China observed from long-term MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 247: 17.
- WEIL F, HUANG C, WANG Z X, et al. Monitoring of Urban Black-Odor Water Based on Nemerow Index and Gradient Boosting Decision Tree Regression Using UAV-Borne Hyperspectral Imagery[J]. Remote Sensing, 2019, 11: 27.
- WU G F, DE LEEUW J, SKIDMORE A K, et al. Comparison of MODIS and landsat TM5 images for mapping tempo-spatial dynamics of Secchi disk depths in Poyang Lake National Nature Reserve, China[J]. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29: 2183-2198.
- XU J L, LIU J, HU J Q, et al. Nitrogen and phosphorus removal in simulated wastewater by two aquatic plants[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2021, 28: 63237-63249.
- YANG K, YU Z Y, LUO Y. Analysis on driving factors of lake surface water temperature for major lakes in Yunnan-Guizhou Plateau[J]. Water Research, 2020, 184: 9.
- YIM I, SHIN J, LEE H, et al. Deep learning-based retrieval of cyanobacteria pigment in inland water for in-situ and airborne hyperspectral data[J]. Ecological Indicators, 2020, 110: 9.
- YIN Z Y, LI J S, HUANG J, et al. Steady increase in water clarity in Jiaozhou Bay in the Yellow Sea from 2000 to 2018: Observations from MODIS[J]. Journal of Oceanology and Limnology, 2021a, 39: 800-813.

- YIN Z Y, LI J S, LIU Y, et al. Water clarity changes in Lake Taihu over 36 years based on Landsat TM and OLI observations[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021b, 102: 14.
- ZHANG F F, LI J S, SHEN Q, et al. A soft-classification-based chlorophyll-a estimation method using MERIS data in the highly turbid and eutrophic Taihu Lake[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2019, 74: 138-149.
- ZHOU B T, SHANG M S, WANG G Y, et al. Distinguishing two phenotypes of blooms using the normalised difference peak-valley index (NDPI) and Cyano-Chlorophyta index (CCI)[J]. *Science of the Total Environment*, 2018, 628-629: 848-857.
- ZHOU Y D, HE B Y, XIAO F, et al. Retrieving the Lake Trophic Level Index with Landsat-8 Image by Atmospheric Parameter and RBF: A Case Study of Lakes in Wuhan, China[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11: 21.

附录 英文缩写、全称及中文译名

Chl-a	Chlorophyll-a	叶绿素a
NDCI	Normalized Difference Chlorophyll Index	归一化差异叶绿素指数
SDD	Secchi disk depth	塞氏盘深度（透明度）
FUI	Forel-Ule Index,	福莱尔指数
TLI	Trophic Level Index	综合营养状态指数
CDOM	Chromophoric Dissolved Organic Matter	有色可溶性有机物
MCI	Maximum Chlorophyll Index	最大叶绿素指数
FAI	Floating Algal Index	浮藻指数
NDSI	Normalized Difference Suspended Sediment Index	归一化差异悬浮泥沙指数
TP	Total Phosphorus	总磷
TN	Total Nitrogen	总氮
COD _{Mn}	Chemical Oxygen Demand-Mn	高锰酸盐指数
NASA	National Aeronautics and Space Administration	美国航天航空局
USGS	United States Geological Survey	美国地质调查局
TM	Thematic Mapper	专题制图仪
ETM+	Enhanced Thematic Mapper	增强型专题制图仪
OLI	Operational Land Imager	陆地成像仪
NDWI	Normalized Difference Water Index	归一化差异水体指数
RBFNN	Radial Basis Function Neural Network	径向基神经网络