

基于神经网络模型的千岛湖清洁 水体叶绿素 a 遥感反演研究

徐鹏飞¹ 程乾¹ 金平斌²¹

(1. 浙江工商大学 旅游与城乡规划学院, 浙江 杭州 310028;

2. 浙江大学 地球科学学院, 浙江 杭州 310028)

【摘要】: 叶绿素 a 浓度值是水体水质评价的重要指标, 研究基于高分一号 (GF-1) 卫星遥感影像, 利用神经网络模型, 选用 6 节点的隐含层设置, 构建了千岛湖清洁水体叶绿素 a 浓度反演模型, 对其叶绿素 a 浓度值时空特征进行分析, 并与其他常规反演方法精确度进行比较。研究表明, 利用神经网络模型对千岛湖清洁水体叶绿素 a 浓度值进行反演是可行的, 且与其他常规方法相比, 该模型对于叶绿素 a 含量低的内陆清洁水体反演有着更高的相关性 ($R^2=0.9218$); 在空间分布上, 千岛湖区域水体叶绿素 a 浓度整体较低, 高叶绿素 a 浓度区域主要集中在易受人类活动干扰的西南及东北区域; 年际变化分析表明, 千岛湖区域水体叶绿素 a 浓度稳定, 且波动较小, 平均叶绿素 a 浓度值皆维持在 $1.70\sim 1.75\ \mu\text{g/L}$ 之间, 清洁水体特征显著。

【关键词】: 神经网络模型 清洁水体 叶绿素 a

【中图分类号】: X87 **【文献标识码】:** A **【文章编号】:** 1004-8227 (2021) 07-1670-10

水体参数是水环境质量的直观反映, 也是水质评估的重要依据, 目前常用的水体参数有水体透明度、叶绿素 a 浓度、总悬浮物浓度、总磷、总氮、有色可溶性有机物含量等^[1~6], 其中叶绿素 a 是水体中浮游植物以及水藻类生物的主要成分, 其浓度的高低表示了水体初级生产力以及富营养化程度^[7]。内陆水库作为淡水主要涵养方式, 直接关系到区域防洪、生活生产用水供给、流域生态环境保持、水资源分类等活动; 然而, 随着人类活动的不断深入, 人与自然关系日益紧张, 生态环境逐渐恶劣, 水污染现象凸显, 对于区域生态环境以及水资源的可持续利用带来了极大威胁, 因此, 实现水体相关水质参数的有效监测对于水资源保护具有极其重要的意义^[8,9]。人工水体采样是实现水体水质监测的常规手段, 通过对采样水体的实验室分析, 获得水质参数相关信息, 从而对水体水环境质量做出适当评价^[10,11]。然而, 由于水体的流动性、点状采样代表性不足等局限, 采样结果难以有效代表整个水体真实水质含量, 同时也无法从空间层面实现其分布特征的研究。

遥感作为一种在地理学、生态学等学科常用的研究手段, 从空间层面实现了多尺度、多时相的空间分布及动态变化研究, 可以满足不同的研究需求; 尤其是多光谱及高光谱遥感影像, 其丰富的波段信息, 有效记录了地物波谱特征, 利于地物的有效识别以及相关环境参数的估算。目前常用于水体水色参数监测的遥感影像有 MODIS 影像、Landsat 系列影像、环境一号影像数据、高分系列影像以及 GOCI 数据影像等^[12~16]。国内外学者根据不同遥感影像的数据特征, 利用多种方法构造了水体叶绿素 a 浓度反

作者简介: 徐鹏飞 (1992~), 男, 博士后, 主要研究方向为水环境监测. E-mail: xupf19@mail.zjgsu.edu.cn

程乾 E-mail: qiancheng525@163.com

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2017YFB0503902)

演模型,实现了水体参数的监测,例如,李素菊等^[17]基于水体反射光谱特征,利用反射率比值法和一阶微分法分别建立了叶绿素 a 的遥感定量模型,徐祎凡等^[18]基于环境一号卫星高光谱数据,结合太湖富营养化状态遥感评价的水质因子,构建富营养化状态评价模型,Chen 等^[19]则利用三波段模型实现了沿海水体叶绿素 a 浓度反演;刘文雅等^[20]根据辐射传输机理,建立了像元反射率与因子浓度的辐射物理模型,并对巢湖不同时相叶绿素 a 浓度进行了评价。这些模型虽然实现了水体叶绿素 a 浓度的反演,但是其模型对于复杂水体的反演说服力仍有不足,精确度有待提升,且人工干预较为明显,有必要提高方法的自主化以及智能化程度;同时,由于内陆湖泊水库大都为二类水体,水体光学特征主要受到悬浮物、叶绿素和黄色物质等影响,且部分水体相关水质指标含量较低,属于清洁水体范畴,对传感器的空间、时间分辨率以及反演方法都有着较高要求,常规方法难以有效实现二类清洁水体水色参数的精确反演。

神经网络模型(Artificial Neural Network)作为一种人工智能的机器学习方法,通过模拟人脑工作原理,可以实现数据的分类、回归、预测等,在诸多研究领域得到了广泛应用^[21,22]。该模型理论概念最早起源于 20 世纪 40 年代,生理学家 McCulloch 和数学家 Pitts 提出了第一个神经元模型(M-P 模型),该模型奠定了神经网络邻域的研究基础,同时也标志着神经网络相关研究的开端^[23]。神经网络模型具有较强的学习能力^[24],在水文水质研究上也取得了较好的效果,李云良等^[25]基于神经网络模型,模拟鄱阳湖水位与其主控因子之间的响应关系,预测了气候变化与人类活动下流域径流变化情况;吕恒等^[26]构建了 4 个隐含层节点的 BP 神经网络反演模型,以 TM 影像 4 个波段反射率为输入层,实现了太湖悬浮物浓度的遥感定量提取;孙德勇等^[27]则利用神经网络模型,对太湖水体悬浮物浓度进行了估算,结果比较发现,神经网络模型在建模精度以及测试样本误差分析上皆优于经验模型;朱云芳等^[28]利用 GF-1 影像以及神经网络模型,对太湖二类水体叶绿素 a 浓度进行了反演,并对其反演效果进行了对比分析;王雪莲等^[29]通过对影响太湖水体叶绿素 a 含量的主要因子分析,构建了 BP 神经网络模型,对太湖湖心区水体叶绿素 a 含量进行估算。

高分一号遥感影像作为应用广泛的国产影像,其较高的分辨率能够为内陆狭长水体水质参数的估算提供有效空间参考,目前利用 GF-1 影像对内陆湖泊清洁水体叶绿素 a 反演的研究相对较少。因此,本研究选取神经网络模型,基于 GF-1 多光谱遥感影像数据,结合相关实测样点信息,对内陆水库千岛湖清洁水体叶绿素 a 浓度值进行反演,并与其他常用反演模型结果进行比较,在此基础上对千岛湖区域叶绿素 a 浓度时空变化特征进行评价。

1 研究数据与区域

1.1 研究区域概况

研究区域千岛湖位于浙江省淳安县境内,坐标为 29° 11' N~30° 02' N,118° 34' E~119° 15' E,是长三角地区重要饮用水水源地,水质常年维持在一类水体以上,是典型的内陆清洁水体,同时也是国家 5A 级旅游景区;库区较为狭长,水面最宽处超 10km,最窄处仅几十米,且水域内有近千座岛屿,水文地貌极其复杂,对遥感影像的选择有着较高的要求。

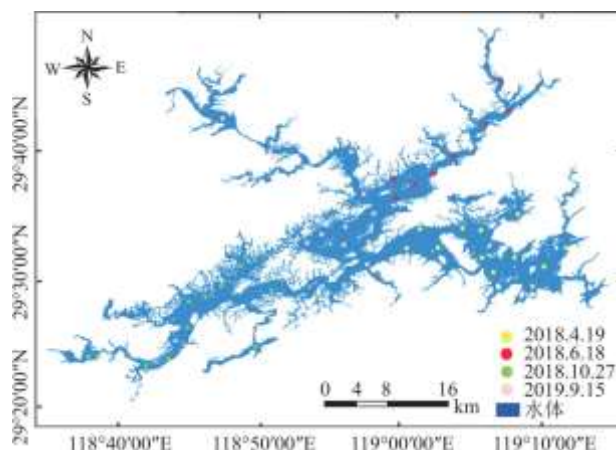


图 1 千岛湖地理位置及采样样点分布图

1.2 研究数据介绍

1.2.1 实测样点数据

研究分别于 2018-04-19、2018-06-18、2018-10-27 以及 2019-09-15 分 4 次对千岛湖区域水体进行采样，采样当日水面平静，天气以晴为主，采样时间集中在 11:00~16:00，依照均匀随机采样方法，共采集有效样点 44 个(图 1)，其中 34 个作为反演样点，用于反演模型的构造，剩余 10 个作为验证样点，用于验证所构造反演模型的精确度(表 1)。

对每一个采样样点水体，获得其实时光谱反射信息以及样点水体叶绿素 a 浓度信息，利用美国分析光谱仪器公司 ASD(Analytical Spectral Devices)的野外光谱辐射仪对各样点的辐射数据进行测量，记录其在波长范围为 400~900nm，增量为 1nm 下的反射率信息，在采样时，为了消除测量时太阳光线以及其他扰动，采用唐军武等^[30]提出的水体光谱水上测量法实现其光谱信息测量；同时，为了获取样点叶绿素 a 浓度信息，对采样点水体进行实验室分析，首先利用 0.45 μm 的 GF/F 滤膜过滤水样，离心后采用热乙醇法萃取，之后再用 25mm 玻璃纤维滤膜过滤萃取液，并记录液体体积，测量其 665nm 处的消光率(E665)和 750nm 处的消光率(E750)，再加入 1mol/L 的盐酸进行酸化，1min 后测量其在 665 和 750nm 处的消光率 A665 和 A750，最终测算出各样点叶绿素 a 浓度值有效信息。

表 1 千岛湖水体采样点统计信息

采样时间	2018-04-19	2018-06-18	2018-10-27	2019-09-15
有效样点数	12	8	12	12
反演样点	9	6	9	10
验证样点	3	2	3	2
平均值(μg/L)	1.57	1.30	1.45	1.40
最大值(μg/L)	1.91	1.35	1.86	1.58
最小值(μg/L)	1.23	1.21	1.07	1.04
标准差	0.24	0.12	0.23	0.17

$$\text{Chla} = 27.9 \times V_{\text{乙醇}} \times [(E665 - E750) - (A665 - A750)] / V_{\text{样品}}$$

式中：Chla 为叶绿素 a 浓度值，单位为 μg/L；V_{乙醇} 为萃取液体积，单位为 ml；V_{样品} 为过滤水样体积，单位为 L。

1.2.2 高分一号影像及其处理

研究采用的影像数据为国产遥感卫星“高分一号”所获取的多光谱影像数据。高分一号卫星是由我国自行研制的国产系列卫星，并于 2013 年 4 月成功发射，该卫星上携带有 2 台 2m 分辨率全色/8m 分辨率多光谱相机以及 4 台 16m 分辨率多光谱宽幅相机，可以实现大尺度范围、高空间分辨率、高时间分辨率的空间信息获取，为地理测绘、气象气候研究、海洋遥感、生态遥感

等提供了重要的监测依据。本文主要利用高分一号宽幅覆盖相机(WideFieldofView, WFV)获取的 16m 多光谱影像对研究区域进行探索, 利用该传感器 4 个波段(蓝(450~520nm)、绿(520~590nm)、红(630~690nm)、近红外(770~890nm))对地物不同的波谱反射特征, 从而实现对水体参数的反演(表 2)。

表 2 高分一号卫星相关参数

	谱段范围(μm)	空间分辨率(m)	幅宽	重访时间(d)
光谱范围	0.45~0.52	16	800km	4
	0.52~0.59			
	0.63~0.69			
	0.77~0.89			

所获取的高分遥感影像数据由于数据记录形式、云层干扰、坐标系统等影响, 无法直接利用, 需要对其进行进一步处理, 包含以下步骤:

(1) 正射校正。

选用相近时期同区域 Landsat8 全色影像作为参照影像, 利用 ENVI 软件自身所提供的 RPC 正射校正流程化工具实现影像的正射校正处理。

(2) 辐射定标。

所获取的高分遥感影像数据是以相对像元值的形式记录, 并非像元真实反射率信息, 因此首先需要对其进行辐射定标处理, 利用其辐射定标系数将图像灰度值转换为反射率信息, 相关波段增益值(Gain)以及偏置参数(Offset)可由中国资源卫星应用中心获取。

$$L_{\lambda}=Gain*DN+Offset$$

式中: L_{λ} 为经过辐射定标之后的反射率亮度值; Gain 为波段增益值; DN 为原影像像元值; Offset 为校正偏差量。

(3) 大气校正。

为了消除大气中大气分子、颗粒、气溶胶散射等对地物反射信息的影响, 需要对影像进行大气校正处理, 在 ENVI 软件中, 运用其 FLAASH Atmospheric Correction 工具, 依据植被以及水体的波谱曲线的反射以及吸收特征, 结合影像头文件信息, 设定相关参数, 实现对影像的大气校准处理^[31]。

由于研究期限跨度较长, 所获取的一百余副千岛湖区域高分一号影像跨越不同季节及年份, 同时水体叶绿素 a 浓度值也有着显著的季节差异性特征, 因此, 需要对所选取的影像进行选择。为了保障所选影像的代表性, 分别选取千岛湖区域 2013~2019 各年份不同季节影像 1~2 副, 并对同一年份不同影像进行平均处理, 消除季相变化的影响, 从而得到各年份千岛湖水体年平均监测影像。

2 研究方法

2.1 神经网络模型原理

神经网络模型具有较强的学习能力，不需要事先明确输入层与输出层之间的数学关系，而通过对输入样本信息的不断训练学习，记忆其内部规律，从而得到与期望值最为接近的输出值。研究选用三层的 BP 神经网络模型实现研究区域叶绿素 a 浓度的反演，BP 神经网络模型通过梯度下降法，运用梯度搜索技术，使得模型输出值与期望输出值有着最小的均方差^[32]。BP 神经网络模型在模型结构上主要由输入层(input layer)、隐含层(hidden layer)以及输出层(output layer)构成，各神经元分属于不同层，层内无连接，相邻两层神经元两两相连，上下层之间顺序连接，各层由一定数量的神经元构成，与人体神经细胞关联方式类似(图 2)，其中输入层将外部输入信息传递给隐含层，隐含层对信息进行处理，同时将学习训练结果再传递至输出层，从而对输出结果进行处理^[33]。

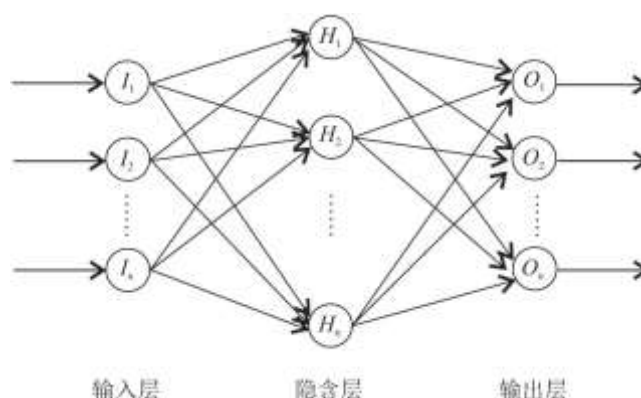


图 2 BP 神经网络模型结构示意图

该 BP 神经网络模型算法较为简单，相对易于实现，可以实现信息并行处理，具有较强的自学习、自组织以及自适应能力，适宜模拟较为复杂的非线性关系，因此研究选用 BP 神经网络模型对研究区域叶绿素 a 浓度进行反演研究。

2.2 模型参数及精确度检验

对采样样点不同叶绿素 a 浓度下光谱辐射特征进行分析，选取反射率、反射率平均值以及各样点反射率与叶绿素 a 浓度之间的相关系数作为指标，对叶绿素 a 光谱特征进行分析。

由实测样点叶绿素 a 光谱特征可以看出，ASD 光谱曲线在各个波段呈现出较为显著的差异，反射率变化较为显著，尤其是在 500~700nm(高分一号等效第二第三波段)之间，其中 500~600nm 波长反射率较大，波谱特征描述能力较强，600~700nm 波长反射率与叶绿素 a 浓度相关性最大；相关性分析结果进一步表明，在高分一号 4 个波段等效波长下(蓝(450~520nm)、绿(520~590nm)、红(630~690nm)、近红外(770~890nm))，单波段的反射率与实测样点叶绿素 a 浓度的相关性较低，无法将单波段作为输入层直接进行叶绿素 a 浓度的有效反演，因此研究进一步分别对高分一号影像各波段及其多种波段组合形式与叶绿素 a 浓度值进行相关性分析：

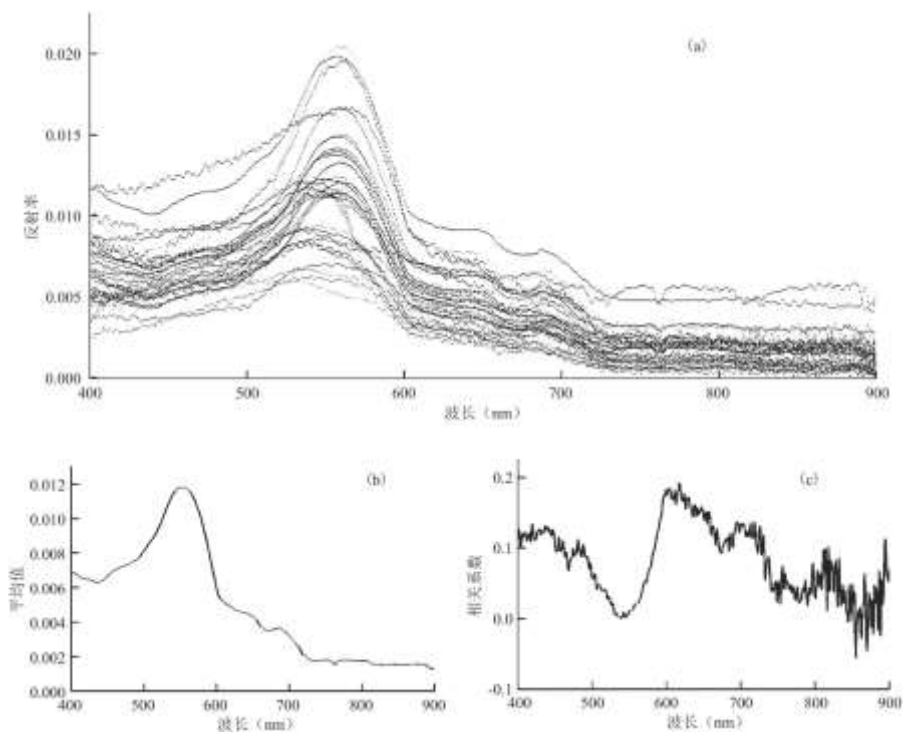


图 3 千岛湖实测样点叶绿素 a 光谱特征

表 3 波段组合相关性分析

波段组合	相关系数	波段组合	相关系数
B2+B3	0.132	B2*B4	-0.085
B2+B4	0.224	ln(B1)	-0.376
B3+B4	0.075	ln(B2)	0.297
B2/B3	-0.636	ln(B3)	0.513
B2/B4	-0.295	ln(B4)	0.221
B3/B4	0.168	ln(B3)/ln(B4)	-0.115
B2/(B3+B4)	-0.683	ln(B2)/ln(B3)	0.519
B2/(B3-B4)	0.353	ln(B2)/ln(B4)	0.293
B2*B3	-0.164	ln(B2)/(B3+B4)	-0.034
B3*B4	0.247	ln(B3)/(B2+B4)	-0.106

根据相关性分析结果，选取相关性较大的波段及组合作为输入因子，选取较为常用的单波段组合形式(B1、B2、B3、B4)，单波段对数组合形式(lnB1、lnB2、lnB3、lnB4)以及波段比组合形式(B2/B3、B2/(B3+B4)、lnB2/lnB3)等，作为模型输入层，同

时，运用经验公式对隐含层节点数进行选择：

$$L=\sqrt{m+n+\alpha}$$

式中：L 为隐含层节点数；m 以及 n 分别为输入层以及输出层节点数；α 为 0 至 10 的常数。

表 4 BP 神经网络模型参数组合

	输入层组合形式	输入层 节点数	隐含层 节点数	输出层 节点数
组合 1	B1;B2;B3;B4	4	[4, 12]	1
组合 2	lnB1;lnB2;lnB3;lnB4	4	[4, 12]	1
组合 8	B2/B3;B2/(B3+B4) ; lnB2/lnB3	3	[3, 12]	1

将 10 组验证样点光谱反射率以及叶绿素 a 浓度特征作为参照，通过对不同节点以及不同输入层组合形式下叶绿素 a 浓度反演结果精确度评价结果比较，选取相对误差、绝对误差以及相关系数平方(R²)作为评价标准，对不同参数设置下叶绿素 a 浓度反演模型的精确度进行检验，并对其反演效果进行评价。

2.3 反演模型构建

分别将三种波段组合形式作为神经网络模型的输入层，叶绿素 a 浓度作为输出层，选用 S 型双曲正切函数作为神经元激励函数，以线性函数作为输出层函数对样点进行训练，训练函数采用 Levenberg-Marquardt 算法实现^[34]。

根据不同波段组合以及不同节点设置下样点输入层信息与叶绿素 a 浓度之间的相关性，确定最优模型选择。选取 34 组样点作为模型的训练样本，剩余 10 组样点为模型检验样本，并分别对其进行归一化处理，以提高计算速度，同时设定最大训练次数为 5000 次，收敛误差为 0.000001,通过多次试验，计算不同输入层组合形式下不同神经元节点数反演结果与样点实测值的相关性。

结果发现，以波段对数组合(lnB1;lnB2;lnB3;lnB4)作为输入层，同时选取隐含层节点数为 6 时，有着最高的相关性(R²=0.9218)。因此，本研究选取隐含层节点数为 6,输入层为 4 波段组合的 BP 神经网络模型对千岛湖区域清洁水体叶绿素 a 浓度进行反演。

3 结果

3.1 神经网络模型反演精确度评价

利用波段对数组合形式，选取 6 节点作为神经网络模型隐含层数量，对 10 个验证样点的叶绿素 a 浓度进行反演，并将反演结果与实测叶绿素 a 浓度值进行比较(表 5),选取较为常用的绝对误差以及相对误差作为反演精确度量化指标。结果发现，针对

10 个样点的反演结果，与实测值相比，绝对误差范围为-0.42~0.39 $\mu\text{g/L}$ ，相对误差最大值为 29.77%，最小值为 11.90%，平均相对误差则为 21.32%，绝对误差以及相对误差相对较小，在一定程度上能够反映出清洁水体叶绿素 a 浓度真实状况。

因此，本文利用神经网络模型结合分辨率较高的高分一号遥感影像对千岛湖清洁水体叶绿素 a 浓度进行反演在一定程度上是可行的，能够较为有效地反映出清洁水体叶绿素 a 浓度值。

表 5 反演模型精确度评价

样点	实测值 ($\mu\text{g/L}$)	预测值 ($\mu\text{g/L}$)	绝对误差 ($\mu\text{g/L}$)	相对误差 (%)
1	1.72	1.37	-0.35	20.34
2	1.63	1.97	0.34	20.85
3	1.26	1.41	0.15	11.90
4	1.23	1.53	0.30	24.39
5	1.46	1.17	-0.29	19.86
6	1.27	1.43	0.16	12.60
7	1.03	1.28	0.25	24.27
8	1.31	1.70	0.39	29.77
9	1.43	1.01	-0.42	29.37
10	1.56	1.25	-0.31	19.87

3.2 与其他常用模型分析比较

为了进一步对神经网络模型在内陆清洁水体叶绿素 a 浓度反演中的优越性进行评价，研究基于高分一号卫星遥感影像，针对 10 个验证样本，分别选取在水体叶绿素 a 反演上普遍应用的波段组合模型、三波段模型、四波段模型以及一阶微分模型，对不同反演模型对千岛湖清洁水体叶绿素 a 浓度反演精确度进行比较评价。其中，波段组合模型选取与叶绿素 a 浓度相关系数最高的 B2/B3 波段，三波段模型选取最佳位置分别为 678、708 以及 749nm 处的反射率信息，四波段模型则分别以 679、708、721 和 742nm 为最佳位置，一阶微分模型选取 701nm 处遥感反射率为反演自变量，结果如下表：

表 6 模型反演误差表

采样样点	绝对误差 ($\mu\text{g/L}$)					相对误差 (%)				
	波段组合模型	三波段模型	四波段模型	一阶微分模型	神经网络模型	波段组合模型	三波段模型	四波段模型	一阶微分模型	神经网络模型
1	-0.47	-0.28	-0.14	-0.51	-0.35	27.48	16.75	8.27	29.83	20.34

2	0.39	0.01	0.39	-0.36	0.34	24.24	0.52	24.28	22.37	20.85
3	0.76	0.59	0.32	0.60	0.15	60.73	47.54	25.35	47.60	11.90
4	0.79	0.76	0.19	0.20	0.3	64.65	62.06	15.93	16.07	24.39
5	0.56	0.89	-0.18	-0.39	-0.29	38.71	61.43	12.50	26.83	19.86
6	0.75	0.42	0.43	-0.14	0.16	59.75	33.08	34.07	11.13	12.6
7	0.98	0.79	0.39	0.16	0.25	95.31	76.10	37.69	15.22	24.27
8	0.71	0.61	0.93	-0.17	0.39	54.51	46.21	71.20	13.32	29.77
9	0.20	-0.21	0.23	0.48	-0.42	14.05	14.72	16.12	33.29	29.37
10	0.07	-0.21	0.28	0.69	-0.31	4.78	13.55	18.07	44.02	19.87
平均值	0.48	0.34	0.29	0.05	0.02	44.42	37.19	26.35	25.97	21.32

从表 6 可见,波段组合模型、三波段模型、四波段模型、一阶微分模型以及神经网络模型都能够实现对千岛湖清洁水体叶绿素 a 浓度的反演,然而相比之下,神经网络模型反演结果平均绝对误差以及平均相对误差更低,其绝对误差范围介于-0.42~0.45 $\mu\text{g/L}$ 之间,平均绝对误差仅为 0.02 $\mu\text{g/L}$,而相对误差值均小于 30%,平均相对误差为 21.32%,均优于其他反演模型,在叶绿素 a 浓度反演上有着更低的误差。因此,研究认为,与其他常用反演模型相比,本文所应用的神经网络模型更加适宜于对千岛湖区域清洁水体叶绿素 a 浓度反演,对叶绿素 a 浓度较低的清洁水体反演效果更佳。

3.3 千岛湖区域 2018 年叶绿素 a 浓度反演结果与分析

利用 BP 神经网络模型,对千岛湖区域水体叶绿素 a 浓度值进行反演,结合高分一号遥感影像数据,选取 1nB1、1nB2、1nB3、1nB4 波段对数组合形式作为模型输入层因子,分别选取 4/6/1 作为输入层、隐含层以及输出层节点数,以 2018 年为例,对千岛湖区域 2018 年水体叶绿素 a 浓度值进行反演,并对其反演结果分布进行拉伸显示,如图(图 4)所示。其中,黄色区域叶绿素 a 浓度值相对较低,绿色代表高叶绿素 a 浓度区域。可见,2018 年千岛湖区域叶绿素 a 浓度值整体维持在相对较低的水平,且在空间分布上较为连续均匀,而高叶绿素 a 浓度的区域则主要分布于千岛湖西南区域以及东北区域,呈现出一定的空间分布特征,由于这些区域水面相对较窄、湖湾众多、水体流动性相对较弱,同时受到周边区域人类活动以及外源性污染物的影响,导致该区域水体叶绿素 a 浓度值相对较高。在数值统计上,千岛湖区域水体 2018 年反演结果表明,其叶绿素 a 浓度值大都维持在 3.0 $\mu\text{g/L}$ 以下,仅有少部分区域水体叶绿素 a 浓度较高,水环境整体质量较为优良。

3.4 千岛湖区域叶绿素 a 浓度年际变化分析

研究进一步对 2013~2019 年千岛湖区域水体各年份叶绿素 a 浓度值进行反演(图 5),对其浓度值的年平均值及年际变化情况进行探索。结果表明,2013~2019 年间,千岛湖水体平均叶绿素 a 浓度值皆维持在 1.70 $\mu\text{g/L}$ 至 1.75 $\mu\text{g/L}$ 之间,平均值为 1.73 $\mu\text{g/L}$,变异系数为 1.05%,即在研究期限内,千岛湖水体叶绿素 a 浓度值总体波动较小,相对较为稳定,在一定程度上也说明了千岛湖水体在研究期限内得到了较好的保护,常年维持较为洁净的水体特征。

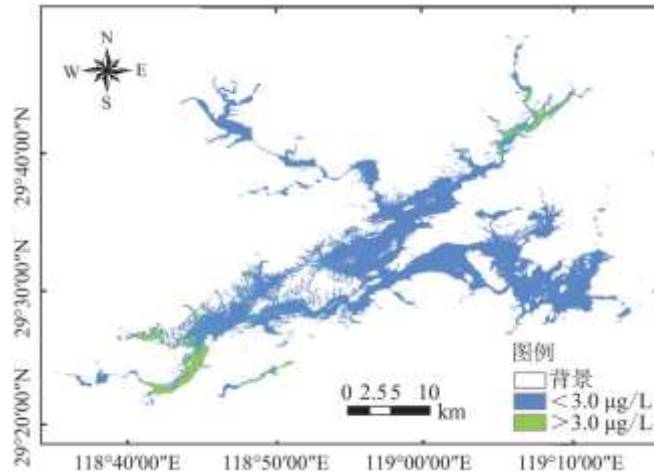


图 4 千岛湖水体 2018 年叶绿素 a 浓度分布

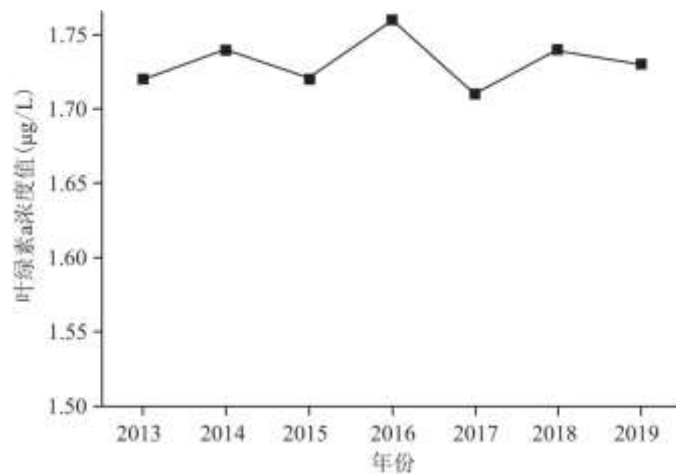


图 5 2013~2019 千岛湖水体平均叶绿素 a 浓度变化

4 结论

(1) 本文基于高分一号 (GF-1) 卫星遥感影像数据, 构建了 6 节点的神经网络模型, 实现了高分遥感清洁水体叶绿素 a 反演精度的提高, 有着较高的拟合度, 且与其他常用反演模型方法相比, 更加适宜于千岛湖清洁水体叶绿素 a 浓度的反演。

(2) 研究结果表明, 千岛湖区域水体叶绿素 a 浓度值整体较低, 大都维持在 $3.0 \mu\text{g/L}$ 以下, 仅有少部分区域水体叶浓度较高, 水环境整体质量较为优良, 高叶绿素 a 浓度区域主要分布于西南区域, 呈现出一定的空间分布特征。

(3) 在年际变化上, 研究期限内, 千岛湖叶绿素 a 浓度整体水平相对平稳, 且波动较小, 平均叶绿素 a 浓度值皆维持在 $1.70 \sim 1.75 \mu\text{g/L}$ 之间, 水质特征较为稳定。

由于本文所选取的训练样本数量以及代表性影像, 该模型应用精确度以及广泛性有待进一步验证; 除此之外, 由于其余年份采样点的缺失, 无法较为科学合理的实现研究区域水质参数年及变化特征研究, 相关研究需要进一步完善, 从而为相关水

质监测与水环境评估更加全面综合的参考依据。

参考文献:

- [1]黄妙芬, 齐小平, 于五一, 等. 水环境 COD 遥感识别模式及其应用[J]. 干旱区地理, 2006, 29(6):115-123.
- [2]李渊, 李云梅, 吕恒, 等. 基于数据同化的太湖叶绿素多模型协同反演[J]. 环境科学, 2014, 35(9):3389-3396.
- [3]杜成功, 李云梅, 王桥, 等. 面向 GOCI 数据的太湖总磷浓度反演及其日内变化研究[J]. 环境科学, 2016, 37(3):862-872.
- [4]王小平, 张飞, ABDUWAISTG, 等. 艾比湖流域地表水水质指标与水体指数关系研究[J]. 环境科学学报, 2017, 37(3):900-909.
- [5]怀红燕, 刘俊鑫, 顾万花, 等. 内陆小型湖泊水体氮磷的高光谱遥感估算[J]. 河南科学, 2015, 33(11):2011-2015.
- [6]李俊生, 张兵, 张霞, 等. 一种计算水体中悬浮物后向散射系数的方法[J]. 遥感学报, 2008, 12(2):193-198.
- [7]程春梅, 李渊, 丁奕, 等. 基于 GF-1/WFV 的钱塘江叶绿素 a 和总悬浮物浓度遥感估算[J]. 长江科学院院报, 2019, 36(1):25-32.
- [8]李培培, 史文, 刘其根, 等. 千岛湖叶绿素 a 的时空分布及其与影响因子的相关分析[J]. 湖泊科学, 2011, 23(4):568-574.
- [9]韩晓霞, 朱广伟, 吴志旭, 等. 新安江水库(千岛湖)水质时空变化特征及保护策略[J]. 湖泊科学, 2013, 25(6):836-845.
- [10]高玉蓉, 刘明亮, 吴志旭, 等. 应用实测光谱估算千岛湖夏季叶绿素 a 浓度[J]. 湖泊科学, 2012, 24(4):553-561.
- [11]董春颖, 虞左明, 吴志旭, 等. 千岛湖湖泊区水体季节性分层特征研究[J]. 环境科学, 2013, 34(7):2574-2581.
- [12]张永杰, 王卷乐, 冉盈盈, 等. 基于实测光谱分析和 MODIS 数据鄱阳湖叶绿素 a 浓度估算[J]. 长江流域资源与环境, 2013, 22(8):1081-1089.
- [13]廖程浩, 刘雪华. MODIS 数据水体识别指数的识别效果比较分析[J]. 国土资源遥感, 2008(4):22-26, 107, 111.
- [14]MOSES W J, GITEISON A, BERDNIKOV S, et al. Estimation of chlorophyll-a concentration in case II waters using MODIS and MERIS data-Successes and challenges[J]. Environmental Research Letters, 2009, (4):045005.
- [15]王莹, 刘其根, 冯权泷, 等. 基于 ETM+影像的千岛湖叶绿素 a 浓度卫星遥感反演研究[J]. 激光生物学报, 2015, 24(5):441-447.
- [16]刘波, 程乾, 曾焕建, 等. 基于 GOCI 数据的杭州湾跨海大桥两侧水域悬浮泥沙浓度空间分异规律研究[J]. 杭州师范大学学报(自然科学版), 2016, 82(1):105-110.
- [17]李素菊, 吴倩, 王学军, 等. 巢湖浮游植物叶绿素含量与反射光谱特征的关系[J]. 湖泊科学, 2002(03):228-234.

-
- [18]徐伟凡, 施勇, 李云梅. 基于环境一号卫星高光谱数据的太湖富营养化遥感评价模型[J]. 长江流域资源与环境, 2014, 23(8):1111-1118.
- [19]CHEN J, ZHANG X, QUAN W. Retrieval chlorophyll-a concentration from coastal waters:Three-band semi-analytical algorithms comparison and development[J]. Optics Express, 2013, 21(7):9024.
- [20]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(2):102-110.
- [21]李彦冬, 郝宗波, 雷航. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机应用, 2016, 36(9):2508-2515.
- [22]常亮, 邓小明, 周明全, 等. 图像理解中的卷积神经网络[J]. 自动化学报, 2016, 42(9):1300-1312.
- [23]MCCULLOCH W S, PITTS W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity[J]. Bulletin of Mathematical Biology, 1943, 52(1-2):99-115.
- [24]HINTON, G. E. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313:504-507.
- [25]李云良, 张奇, 李淼, 等. 基于 BP 神经网络的鄱阳湖水位模拟[J]. 长江流域资源与环境, 2015, 24(2):233-240.
- [26]吕恒, 李国新, 曹凯. 基于 BP 神经网络模型的太湖悬浮物浓度遥感定量提取研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2006, 31(8):683-686.
- [27]孙德勇, 刘云梅, 王桥, 等. 基于实测高光谱的太湖水体悬浮物浓度遥感估算研究[J]. 红外与毫米波学报, 2009, 28(2):124-128.
- [28]朱云芳, 朱莉, 李家国, 等. 基于 GF-1WV 影像和 BP 神经网络的太湖叶绿素 a 反演[J]. 环境科学学报, 2017, 37(1):130-137.
- [29]王雪莲, 宋玉芝, 孙繁璠, 等. 利用 BP 神经网络模型对太湖水体叶绿素 a 含量的估算[J]. 中国农业气象, 2016, 37(4):408-414.
- [30]唐军武, 田国良, 汪小勇, 等. 水体光谱测量与分析 I:水面以上测量法[J]. 遥感学报, 2004(1):37-44.
- [31]郝建亭, 杨武年, 李玉霞, 等. 基于 FLAASH 的多光谱影像大气校正应用研究[J]. 遥感信息, 2008(1):78-81.
- [32]戚德虎, 康继昌. BP 神经网络的设计[J]. 计算机工程与设计, 1998, 19(2):47-49.
- [33]樊振宇. BP 神经网络模型与学习算法[J]. 软件导刊, 2011, 10(7):66-68.
- [34]骆剑承, 周成虎, 杨艳. 人工神经网络遥感影像分类模型及其与知识集成方法研究[J]. 遥感学报, 2001(2):122-129.