

· 信息应用 ·

遥感技术在湖泊叶绿素 a 监测中的应用研究 ——以太湖为例

刘建萍¹, 张玉超¹, 钱新¹, 张宁红², 郁建桥²

(1. 污染控制与资源化研究国家重点实验室, 南京大学环境学院, 江苏 南京 210093; 2. 江苏省环境监测中心, 江苏 南京 210036)

摘要: 水质遥感技术在湖泊水质监测领域内的应用具有十分积极的意义。在总结现有水质遥感反演方法的基础上, 选取了遥感指数法和神经网络法两种理论完全不同的反演方法, 构建太湖叶绿素 a 与 MODIS 影像波段间的函数关系, 并从反演能力和反演精度两个角度对上述方法进行了比较研究。结果表明, 神经网络模型的非线性特征能够敏感地把握住叶绿素 a 浓度变化在反射波谱信息上的微小响应, 较为成功地反演出叶绿素 a 与反射光谱信息间的非线性关系。神经网络模型的反演能力和反演精度均优于遥感指数方法, 具有较好的应用前景。

关键词: 水质遥感技术; 遥感指数; 人工神经网络; 太湖

中图分类号: X87

文献标识码: B

文章编号: 1674-6732(2009)02-0033-04

Case Study on Application of Remote Sensing Technology to Monitoring Chlorophyll - a Levels in Taihu Lake

LIU Jian-ping¹, ZHANG Yu-chao¹, QIAN Xin¹, ZHANG Ning-hong², YU Jian-qiao²

(1. State Key Laboratory of Pollution Control and Resource Reuse, School of the Environment, Nanjing University, Nanjing 210093, China; 2. Jiangsu Environmental Monitoring Center, Nanjing 210036, China)

ABSTRACT: Based on the previous relevant studies, remote sensing index and artificial neural network were used to construct functional relationship between Chl - a concentrations in the Taihu Lake and spectrum reflectance of MODIS image. Comparison was made between performance of the two techniques in terms of retrieval ability and precision and the results indicated that artificial neural network could catch subtle responses in spectrum to changes in Chl - a concentration and depict the nonlinear relation between reflected spectrum and Chl - a concentrations relatively successfully. The artificial neural network proved to be a better technique than the remote sensing index in terms of retrieval ability and retrieval precision, therefore will have a promising perspective in water quality monitoring.

KEY WORDS: remote sensing of water quality; remote sensing index; artificial neural network; Taihu Lake

湖泊水质监测是有效开展湖泊污染综合整治与水环境管理的基础, 也是湖泊藻华风险预警的重要依据。传统的湖泊水质监测主要采取现场采样、实验室分析的方法, 尽管该方法可以得到精确的水质数据, 但受人力、物力和财力的影响, 监测布点的数量和空间范围十分有限, 如何获取大范围水域水质状况成为湖泊水质监测领域亟待解决的问题。

水质遥感是定量遥感技术研究的重要领域。该技术通过建立水体光谱与污染物浓度之间的关系, 反演得到全水域范围上的污染物分布。水质遥感技术的引入, 对完善和提高湖泊水质监测应用能

力具有十分积极的意义。

1 水质遥感监测的原理

水质遥感基于透射入水的辐射经过水体反射离开水面而被遥感器接收的反射辐射, 即所谓的离水反射辐射。

当水体中各个重要光学成分浓度发生变化时,

收稿日期: 2008-12-30; 修订日期: 2009-03-24

基金项目: 江苏省环境监测科研基金项目(0811); 江苏省科技厅太湖水污染治理专项(BS2007157)

作者简介: 刘建萍(1984—), 女, 山东烟台人, 研究生在读, 主要研究方向: 水环境遥感、水质模拟等。

就会引起水体光学性质的改变,主要表现为水体的吸收和散射信号的变化,综合起来即是水体离水辐射度的变化。因此,水体中某种物质的浓度(如叶绿素 a)与水体光谱间的关系可以表示为:

$$C_{chl-a} = f(b_1, b_2, \dots, b_n) \quad (1)$$

式中: f 为叶绿素 a 浓度与水体光谱间的函数关系,其表达形式由具体反演方法来确定。 b_i ($i = n$)为水体光谱第 i 波段的辐亮度或反射率。

目前水质遥感反演模型的构建方法主要有 3 种:分析方法、经验方法和半经验方法^[2,3],其中以基于传统统计回归模型的经验方法为主。本研究选取了较为常用的遥感指数法和神经网络法两种理论完全不同的反演方法,构建叶绿素 a 与 MODIS 波段间的函数关系,并从反演能力和反演精度两个角度对两种方法进行了比较研究。

2 研究对象与数据预处理

2.1 研究对象

研究选取太湖为试验区域,主要基于以下考虑:首先,太湖是一个典型的富营养化湖泊,叶绿素含量高,变化大,适合于水质参数遥感反演模型的建立及验证;其次,太湖作为一个重要的水体,其污染状况一直受到广泛的关注,是研究的热点,积累了许多历史数据可资借鉴,研究获得的成果也能较好地实现应用价值;最后,太湖湖面开阔,空间尺度大,在遥感成像上能够获得大片的像素区域,尤其是在本研究选用的 MODIS 遥感影像空间分辨率不高的情况下,湖泊面积大也是能够进行遥感监测的一个前提。

2.2 现场监测

现场监测时间为 2005 年 8 月 18 日~20 日,监测布点采取均匀分布与重点布设相结合的方法,在太湖全湖水域内共选取 20 个监测点。各监测点的经纬度均记录在案,在水质监测的同时,进行相关气象条件的观测。

2.3 MODIS 遥感数据及其预处理

研究中所使用的遥感数据为 MODIS(中分辨率成像光谱仪 Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer)遥感影像,是美国国家宇航局(NASA)在 EOS 观测计划中所发射的 Terra 和 Aqua 卫星上搭载的主要传感器之一。这两颗星相互配合,每 1~2 天即可重复观测整个地球表面,使得 MODIS 数据具有良好的时间分辨率。此外,MODIS 探测器在

0.405~14.385 μm 内设置了 36 个波段,具有良好的光谱分辨率;但其空间分辨率比较低,本研究中使用的是空间分辨率为 1 km 的 2005 年 8 月 15 日的 MODIS 遥感影像。

用户能够直接使用的 MODIS 遥感影像数据是 MOD02(L1B)产品,它虽然不是卫星地面接收站接收到的原始数据,但是仍然存在几何畸变并受到大气吸收、散射等的影响,因而无法直接应用于遥感反演研究。为了获取地物光谱特征的反射率数据,必须对其进行必要的预处理,过程可简要表示如图 1。

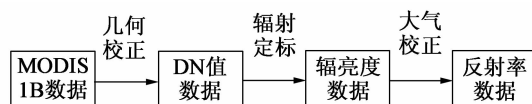


图 1 MODIS 遥感影像预处理过程

采用 UTM 投影和地面控制点的方法完成遥感影像的粗校正和精校正;通过读取 MODIS 1B 产品头文件中记录的辐亮度缩放比(Radiance Scale)、辐亮度缩放截距(Radiance Offset),将传感器记录的遥感数值信号灰度值(DN 值)转换成辐亮度(Radiance),完成辐射定标处理;大气校正采用较为成熟的“6S”方法,消除一定大气组分对地物光谱的吸收和散射方面的影响。

3 水质遥感技术的应用

3.1 遥感指数法

遥感指数主要应用于陆地植被遥感研究领域,常见的遥感指数有差值植被指数(DVI)、比值植被指数(RVI)以及归一化植被指数(NDVI)等。将遥感指数应用于水质遥感领域,主要是借用各遥感指数的表达形式,波段的选择并不限于原指数指定波段。根据 MODIS 不同波段组成的遥感指数与现场监测叶绿素 a 之间的统计回归关系,构建出以下 3 种模型:

$$C_{chl-a} = -431.8DVI_{(3,16)} + 24.769 \quad (R^2 = 0.6985)$$

$$C_{chl-a} = 21.422DVI_{(2,3)} + 1.6234 \quad (R^2 = 0.6323)$$

$$C_{chl-a} = -36.017DVI_{(1,16)} + 32.599 \quad (R^2 = 0.5874)$$

上述 3 种基于遥感指数的统计回归模型对全太湖叶绿素 a 浓度的反演结果如图 2(a)~(c)所示。

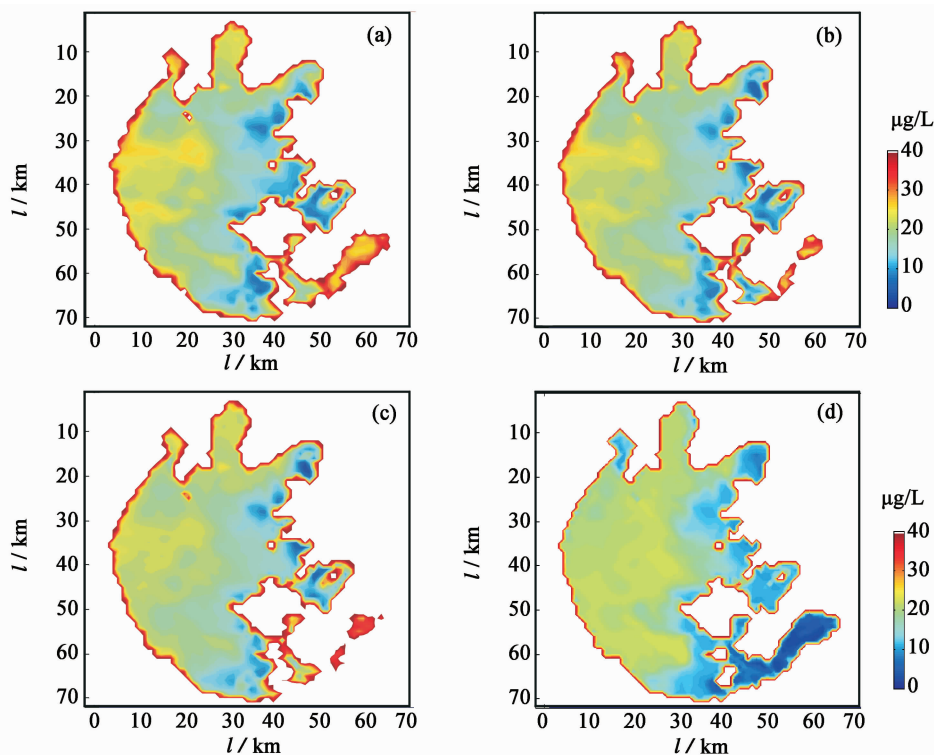


图 2 基于两种反演方法的太湖叶绿素 a 质量浓度反演图

3.2 人工神经网络法

人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN) 是基于对人脑组织结构、活动机制的初步认识提出的一种新型信息处理体系,通过模仿脑神经系统的组织结构以及某些活动机理,ANN 具有人脑的联想记忆、非线性映射、分类与识别、优化计算、知识处理等基本功能^[4]。

目前,在人工神经网络的实际应用中,绝大部分的神经网络模型是采用 BP 网络和它的变化形式,这种算法全称为误差反向传播训练算法(简称 BP 算法)。BP 神经网络模型具备自适应、自组织性,容错性能好,非常适合模拟各种错综复杂的关系,得到广泛的应用。本研究中反演模型的构建也是以 BP 神经网络为基础。

3.2.1 建模流程

神经网络模型构建过程包括:建立阶段、训练阶段和反演阶段(图 3)。建立阶段完成模型的基本框架(如确定输入/出向量等);训练阶段是对模型结构的优化与确定过程,包括训练和验证两部分,一个成熟的神经网络模型首先利用已知数据进行学习训练,训练后的模型通过检验数据的验证后,方可投入使用;反演过程是训练成熟的模型的

最终应用过程。

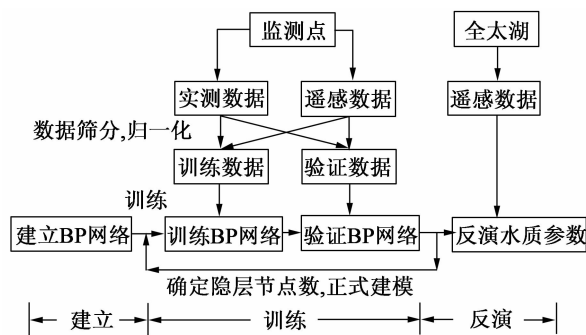


图 3 人工神经网络模型构建程序

3.2.2 模型结构

一个完整的 BP 神经网络预测模型中包括输入层、隐含层和输出层 3 个层次,大量关于 BP 神经网络结构的研究证实,只含 1 个隐含层的 3 层神经网络结构即可达到很好的预测能力,因此本研究选用的 BP 神经网络模型为最简单的模型结构,即包括输入(出)层和 1 个隐含层,其中隐含层激活函数选用双曲正切函数,输出层则采用线性函数。输入层为 MODIS 位于可见光-近红外的所有可用波段(即 B3、B10、B11、B4、B1、B2 和 B16 共 7 个波

段)的反射率数据,输出层为叶绿素 a 的浓度。模型基本结构见图 4。

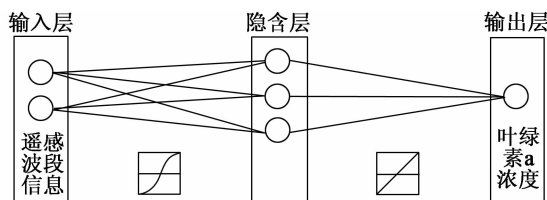


图4 BP神经网络模型概化

3.2.3 参数确定

在BP网络的预测模型中,输入(出)层的节点数、隐含层数和隐含层节点数是BP网络预测模型中影响网络预测能力的最重要参数^[5]。由于输入/出层已经确定,并采用经典的含1个隐含层的网络结构,隐含层的节点数便成为影响BP神经网络模型预测能力的最主要参数。目前没有很好的方法确定隐含层节点数,本研究采用测试训练的方式寻找最优隐含层节点数,即分别计算比较不同节点数条件下训练数据、验证数据的模拟精度,作为最终选定节点数的依据。经测试,模型选用5个隐含层节点完成建模。

模型训练方法采用贝叶斯正则化方法。完成训练的神经网络模型对全太湖叶绿素 a 浓度的反演结果见图 2(d)。

3.3 模型比较分析

从反演能力来看(图 2(a) - (d)),神经网络方法能够比较准确地反演出全太湖水体中的叶绿素 a 的分布情况。以东太湖水域为例,该区域主要为大量的水生植物所覆盖,实际叶绿素 a 浓度很低,而遥感指数法无法将水体中藻类的叶绿素 a 和植物体内的叶绿素 a 区分开,造成该区域反演出的叶绿素 a 浓度明显偏高;神经网络方法的非线性结构能够准确掌握不同水质区域的光谱特征,反演结果与实际分布基本一致。

从反演精度上分析,遥感指数方法各监测点的反演值与实测值的相关系数在 0.8 左右,而神经网络模型对训练数据的反演值与监测值的相关系数高达 0.83,验证数据的反演值与实测值的相关系数也在 0.65 以上,相比较而言,神经网络模型对反演精度有了一定的提高。

4 结论与展望

内陆湖泊光谱特征复杂、水体组分间的相互影响^[6],使得光谱反射率或辐亮度与水体组分间的关系存在大量的不确定性因素,基于线性模型的反演方法无法准确地描述上述不确定性,而神经网络模型是一种基于模糊数学的机器学习方法,可以有效地克服传统线性水质反演方法中进行遥感波段选取时人为实验的干预,在无需波段筛选的情况下依然能够敏感地把握住叶绿素 a 浓度变化在反射波谱信息上的微小响应,成功地反演出叶绿素 a 与反射光谱信息间的非线性关系。从图 2(a) - (d)可以看出,相对于基于线性统计回归的遥感指数法,人工神经网络的非线性智能学习模式使其在反演能力和反演精度上均略显优势,应用前景广阔。然而,目前得到的神经网络模型仅适用于与之时(准)同步的遥感图像,对于时间序列上遥感图像的反演将是下一步研究的重点,开发精度高、普适性好的湖泊水质反演模型是水质遥感研究领域的深层次目标。

此外,相对于传统的水质监测方法,遥感技术为获取大面积水域的水质参数提供了一种有效的途径,然而,要实现高精度的水质遥感反演,利用遥感技术实现水质预测、预警还存在许多难点。对太湖这样一个浅底型、淤泥型底质湖泊,其悬浮物含量比较高,到达底质的太阳光辐射比较弱,因而底质反射的贡献可以忽略,但是湖体中泥沙悬浮物散射对光谱的影响还有待深入研究,以进一步提高水质反演的精度。

[参考文献]

- [1] Bricaud A, Roesler C. In situ methods for measuring the inherent optical properties of ocean waters[J]. *Limnology Oceanography*, 1995, 40(2): 393-410.
- [2] 刘灿德,何报寅. 水质遥感监测研究进展[J]. *世界科技研究与发展*, 2005, 27(5): 40-44.
- [3] 周艺,周伟奇,王世新,等. 遥感技术在内陆水体水质监测中的应用[J]. *水科学进展*, 2004, 15(3): 312-317.
- [4] 韩力群. 人工神经网络理论、设计及应用[C]. 北京: 化学工业出版社, 2002, 1.
- [5] 陈果. 神经网络模型的预测精度影响因素分析及其优化[J]. *模式识别与人工智能*, 2005, 18(5): 528-534.
- [6] 吕恒,江南,李新国. 内陆湖泊的水质遥感监测研究[J]. *地球科学进展*. 2005, 20(2): 185-192.