

文章编号:1001-9014(2009)02-0124-05

基于实测高光谱的太湖水体悬浮物浓度遥感估算研究

孙德勇, 李云梅, 王桥, 乐成峰, 黄昌春, 施坤, 王利珍

(南京师范大学 教育部虚拟地理环境重点实验室, 江苏 南京 210046)

摘要: 悬浮物浓度是水质和水环境评价的重要参数之一. 利用2007-11-08 ~ 2007-11-21 14天时间对太湖74个样点进行水质取样分析和波谱实测. 在提取水体遥感反射率后, 分析其与悬浮物浓度的相关关系, 发现在400~900nm波段范围的各波长遥感反射率与总悬浮物、无机悬浮物浓度都存在中高度相关, 最大相关系数均出现在725nm处, 分别为0.883和0.869, 而与有机悬浮物浓度则无较好的相关性. 同时利用敏感波段的遥感反射率建立了悬浮物浓度估算的神经网络模型, 结果表明: 对于总悬浮物浓度, 隐含层节点数为6的神经网络模型的 $R^2=0.948$, RMSE=4.947, 在各节点中的训练效果最佳; 而对于无机悬浮物浓度, 隐含层节点数为4的神经网络模型的 $R^2=0.956$, RMSE=5.104, 模型整体训练结果最好. 此外, 通过测试样本对神经网络模型和经验模型的预测误差进行分析表明, 无论是估算总悬浮物浓度, 还是无机悬浮物浓度, 无论从建模样本的建模精度, 还是测试样本的误差分析, 神经网络模型都优于经验模型.

关键词: 遥感反射率; 悬浮物; 神经网络模型; 太湖

中图分类号: X524 **文献标识码:** A

STUDY ON REMOTE SENSING ESTIMATION OF SUSPENDED MATTER CONCENTRATIONS BASED ON IN SITU HYPERSPECTRAL DATA IN LAKE TAI WATERS

SUN De-Yong, LI Yun-Mei, WANG Qiao, LE Cheng-Feng,
HUANG Chang-Chun, SHI Kun, WANG Li-Zhen

(Virtual Geographical Environment Laboratory of Ministry of Education, Nanjing Normal University, Nanjing 210046, China)

Abstract: Suspended matter concentration is an important parameter of water quality and water environment evaluation. The field experiments including water quality analysis and spectrum measurements were carried out in 74 stations of Lake Tai during 14 days from 8th Nov. 2007 to 21th Nov. 2007. After analyzing the correlations between remote sensing reflectance and suspended matter concentrations, the results show that remote sensing reflectance in the range of 400~900nm wave bands is highly and moderately related to total suspended matter (TSM) and inorganic suspended matter (ISM) concentrations, and the biggest Pearson coefficients for TSM and ISM all appear at 725nm, and they are 0.883 and 0.869 respectively. And remote sensing reflectance is't related to organic suspended matter concentration. Neural network models of retrieving suspended matter concentrations were established by using remote sensing reflectance at sensitive wave bands. As to TSM concentration retrieval, a neural network model with 6 nerve cells in connotative layer shows best, whose R^2 is 0.948 and RMSE is 4.947; but as to ISM, another model with 4 nerve cells in connotative layer is the best one, whose R^2 is 0.956, and RMSE is 5.104. Additionally, error analysis of neural network model and empirical model were conducted by using test samples. Based on the above analyses, the conclusion is that neural network models with hyper-spectrum remote sensing reflectance are more suitable for retrieving suspended matter concentrations of TSM and ISM than empirical models.

Key words: remote sensing reflectance; suspended matter; neural network model; Lake Tai

引言

悬浮物浓度是水质和水环境评价的重要参数之一. 悬浮物普遍存在于各种水体、大洋等一类水体

收稿日期:2008-03-30, 修回日期:2008-09-10

Received date: 2008-03-30, revised date: 2008-09-10

基金项目:国家自然科学基金(40571110)、国家科技支撑计划(2008BAC34B05)、江苏省2008年度普通高校研究生科研创新计划(CX08B-015Z)和南京师范大学研究生优秀学位论文培育计划(18120000220)资助项目

作者简介:孙德勇(1984-),男,黑龙江哈尔滨人,博士研究生,主要研究方向为水环境遥感.

中,悬浮物浓度较低,对光在水体中的传播影响也较小;而河口、近岸海域和内陆浅水湖泊中悬浮物浓度较高,这将直接影响光在水体中的传播,进而影响水体透明度、真光层深度、水色等光学性质,同时限制着浮游植物对光照的利用,最终影响了水体的生物量和初级生产力^[1]。

目前,利用遥感技术监测水体中悬浮物浓度已成为研究的热点^[2,3]。许多学者利用遥感影像数据对湖泊水体中的悬浮物浓度估算做过研究^[4,5],由于目前还没有专门的内陆湖泊水色遥感传感器,其多数是利用陆地卫星和海洋水色卫星的影像数据如 TM、ETM+、MODIS 等进行,但影像数据较宽的波段范围和较低的空间分辨率往往模糊了水体的光谱信息,而无法满足复杂的光学湖泊水体的要求。地面实测的高光谱数据具有众多的窄波段,能反映水体光谱的微小变化,因而在湖泊水体遥感中表现出强大的优势。诸学者利用实测的高光谱水体反射率数据对水体中悬浮物浓度的估算进行过研究^[5,6],但所利用的水体光谱反射率数据不完全是水体的离水反射辐射,还包括水面反射光和天空散射光的辐射信息,这都将增加悬浮物浓度的反演误差,为此本研究利用更为纯粹反映水体信息的遥感反射率进行。同时,发现经验模型反演悬浮物浓度的精度有限,而张博等人^[7]认为湖泊水质与光谱之间的关系可以认为是一种非常复杂的非线性问题,而神经网络模型是一种黑箱模型,可以模拟这种不确定性。本研究结合高光谱遥感反射率数据和神经网络方法建立湖泊水体的悬浮物浓度(包括总悬浮物浓度 TSM 和无机悬浮物浓度 ISM,而有机悬浮物浓度 OSM 的估算可以通过前两者实现)的估算模型,并与经验模型作比较,发现神经网络模型的估算精度明显高于经验模型,这将为湖泊水体悬浮物浓度的高精度估算提供一种新思路。

1 材料与方法

1.1 研究区与采样

本研究区为太湖,太湖是我国五大淡水湖之一,湖泊面积 2338.1 km²,湖泊平均水深 1.9 m,最大水深 2.6 m,是典型的大型浅水内陆湖泊^[8]。利用 2007-11-8 ~ 2007-11-21 14d 时间对在太湖上均匀布设的 74 个样点进行了观测。

1.2 参数的测定

光谱测量使用的仪器是美国 ASD 公司生产的 ASD FieldSpec Pro 便携式光谱辐射计,其波段范围

是 350 ~ 1050 nm。仪器观测的数据有:标准灰板(反射率为 30%)、水体和天空光的光谱辐亮度信息,每个对象采集 10 条光谱数据,剔除异常光谱,其余光谱数据做均值处理。为了避开太阳直射反射和船舶阴影对光场的破坏,采用一定的观测角度进行水体光谱观测,具体的实验观测几何及遥感反射率的提取方法可参阅参考文献^[9]。

在获得各样点的水体遥感反射率后,发现部分样点的光谱特征表现出异常,这主要是由藻类水体和太湖底质的影响造成的,须将异常光谱予以剔除,最后保留 50 个样本数据用的分析。

总悬浮物、无机悬浮物和有机悬浮物浓度采用常规的干燥、烘烧、称重法(GB11901-89 标准)测定。

1.3 数据分析

对于参数的分析包括线性和非线性拟合、误差分析等利用 SPSS13.0 来完成;神经网络模型的构建通过 MATLAB6.5 软件实现。在 50 个样本数据中,随机选择 35 个用作经验模型和神经网络模型的构建,而其余 15 个用作模型的预测和验证。

2 结果与分析

2.1 敏感波段分析

对遥感反射率与总悬浮物浓度、无机悬浮物浓度和有机悬浮物浓度进行皮尔逊相关性分析。结果显示,在 400 ~ 900 nm 波段范围的各波长遥感反射率与总悬浮物、无机悬浮物浓度都存在中高度相关,Pearson 相关系数在 0.5 以上,而与有机悬浮物浓度则无较好的相关性。遥感反射率与总悬浮物和无机悬浮物浓度的相关系数在可见光范围随波长的增加大致呈递增趋势,在红光波段达到最大,而在近红外波段的相关性要低于红光;对其进行大小排序后,最大值均出现在 725 nm 处,分别为 0.883 和 0.869。巩彩兰等人^[10]的研究中总悬浮物浓度与归一化反射率在 712 ~ 918 nm 之间相关系数最大,且幅度变化不大, R 取值在 0.57 ~ 0.65 之间;李素菊等人^[11]对巢湖水体进行研究时,发现悬浮物含量与光谱反射率在 706 ~ 900 nm 范围存在较好的相关性,在 819 nm 处相关系数最大;这些研究都充分说明悬浮物浓度的光谱反射率敏感区出现在红光及近红外波段。因此本研究选择红光范围内相关系数较大的 720 nm、725 nm、730 nm 和 735 nm 进行分析,而另一重要原因是 CDOM 在红光波段对遥感反射率较弱的影响也使得模型的建立更易成功^[12]。

2.2 神经网络估算模型

人工神经网络以其自学习、自组织、较好的容错性和优良的非线性逼近能力而备受关注,在实际应用中,80%~90%的人工神经网络模型是采用误差反传算法或其变化形式的网络模型(简称BP网络).理论上已证明具有偏差和至少一个S型隐含层加上线性输出层的网络,能够逼近任何有理函数^[13];在设计BP网络时应优先考虑3层网络(即有1个隐含层),而一般靠增加隐含层的节点数来获得较低误差,其训练效果比增加隐含层数更易实现.由此本研究建立的是2个3层的BP神经网络模型,分别对水中的总悬浮物浓度(TSM)和无机悬浮物浓度(ISM)进行模拟.2个模型拥有相同的输入层,即以遥感反射率 $R_{rs}(720)$ 、 $R_{rs}(725)$ 、 $R_{rs}(730)$ 和 $R_{rs}(735)$ 作为模型输入层的4个神经元,并分别以总悬浮物浓度和无机悬浮物浓度作为输出层唯一的一个神经元,神经元传递函数使用正切S型函数,并对所有输入层和输出层数据做归一化处理^[14].样本训练函数利用Levenberg-Marquardt算法完成,并采用带动量项的BP学习函数,习率取0.2,训练误差goal取0.0001.

隐含层神经元节点数的选择是神经网络模型设计的最关键步骤,它不仅直接影响到神经网络模型的性能,而且也是训练时出现“过拟合”的主要原因,但目前理论上还没有比较科学的、普遍的确定的隐含层节点数的方法.为尽可能避免训练时出现“过拟合”,保证足够高的网络性能和泛化能力,确定隐含层节点数的最基本原则是:在满足精度要求的前提下取尽可能紧凑的结构,即取尽可能少的隐含层节点数;同时必须满足下列条件:(1)隐含层节点数必须小于 $N-1$ (其中 N 为训练样本数),否则,网络模型的系统误差与训练样本的特性无关而趋于零,即建立的网络模型没有泛化能力,也没有任何实用价值;(2)训练样本数必须多于网络模型的连接权数,否则,样本必须分成几部分并采用“轮流训练”的方法才可能获得可靠的神经网络模型.本研究训练样本数为35个,实验的隐含层节点数为2~10个,满足上述要求.同时,比较不同节点数训练下的测试结果,选择最佳隐含层节点数,这通过计算样本模拟值与实测值之间的Pearson相关系数(R)的平方值和均方根误差(RMSE)来完成.

表1列出隐含层节点数分别为2~10的悬浮物浓度模拟值与实测值之间的Pearson相关系数 R 和均方根误差RMSE.对于总悬浮物浓度,节点数为6

表1 不同隐含层节点神经网络模型的 R^2 和RMSE

Table 1 R^2 and RMSE of neural network models with different cells

隐含层节点数	总悬浮物		无机悬浮物	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE
2	0.754	10.697	0.827	10.133
3	0.815	11.519	0.821	10.271
4	0.778	11.093	0.956	5.104
5	0.899	7.394	0.832	10.000
6	0.948	4.947	0.858	10.294
7	0.774	11.010	0.825	10.150
8	0.875	8.256	0.870	8.764
9	0.919	9.141	0.825	10.311
10	0.844	8.549	0.855	9.717

的 $R^2=0.948$,高于其它各节点值;RMSE最小为4.947,同样出现在节点数为6处;表明隐含层节点数为6的神经网络模型模拟总悬浮物浓度的训练效果最佳.而对于无机悬浮物浓度,节点数为4的 $R^2=0.956$,RMSE=5.104,模型整体训练结果最好.

2.3 经验估算模型

可见光波段比值算法通常适用于以无机悬浮物为主导的水体,Binding等在对爱尔兰海水体研究时,发现波段比值算法反演悬浮物浓度对于有多种光学介质出现的水域不再适用^[15],而红绿波段比值算法的成功机率很大程度上受无机悬浮物控制水体固有光学特性的程度的影响,因此,对于复杂光学水体中的悬浮物估算,他认为单一波段算法是更可靠的方法^[12].太湖水体是典型的复杂光学水体,不但CDOM显著地改变了水体水色和水下光场强度分布^[16,17],而且水中的悬浮颗粒物呈现出组分多样、不同主导因子共存的状态^[18],所以本文选择单一波段算法建立经验模型.表2列出了4个波长的遥感反射率与总悬浮物、无机悬浮物浓度的经验关系模型,综合分析各种拟合关系式后,发现幂函数的拟合效果最好.由表可见,遥感反射率与总悬浮物浓度关系模型的决定系数 R^2 在0.790以上,最大为720nm处的0.825,总悬浮物浓度实测值与模拟值之间的最小均方根误差RMSE也出现在720nm处,为12.369,此处的F检验值为156,是4个波段处的最大值.遥感反射率与无机悬浮物浓度关系模型的决定系数要低于总悬浮物浓度的, R^2 在0.699~0.742之间,RMSE在12.794~13.554之间,但同样在720nm关系模型的精度最高.因而,720nm单一波段悬浮物浓度的估算模型整体效果表现最好.

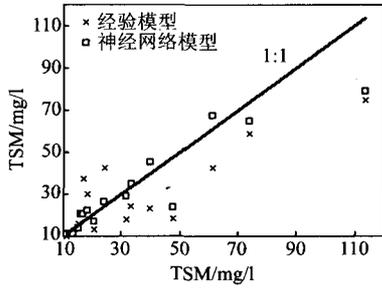


图 2 总悬浮物浓度实测值与预测值的散点图
Fig.2 Scatter-plot of measured and predicted total suspended matter concentrations

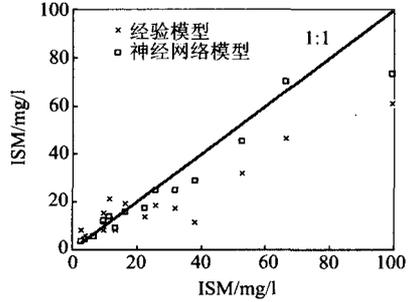


图 3 无机悬浮物浓度实测值与预测值的散点图
Fig.3 Scatter-plot of measured and predicted inorganic suspended matter concentration

表 2 悬浮物浓度的经验模型及其模拟精度*
Table 2 Empirical models of suspended matter concentrations and their accuracies

自变量 x	因变量 y	经验模型	R^2	RMSE	F	P
R_{720}	TSM	$y = 3542.2x^{1.16}$	0.825	12.369	156	0.0001
	ISM	$y = 10511.8x^{1.54}$	0.742	12.794	95	0.0001
R_{725}	TSM	$y = 3191.8x^{1.11}$	0.822	12.442	152	0.0001
	ISM	$y = 9086.3x^{1.47}$	0.738	12.914	93	0.0001
R_{730}	TSM	$y = 3103.7x^{1.06}$	0.814	12.564	144	0.0001
	ISM	$y = 8539.9x^{1.40}$	0.725	13.088	87	0.0001
R_{735}	TSM	$y = 2859.4x^{1.01}$	0.790	13.035	124	0.0001
	ISM	$y = 7539.3x^{1.33}$	0.699	13.554	77	0.0001

* R^2 为决定系数, RMSE 为模拟值与实测值之间的均方根误差, F 为检验值, P 为显著性水平.

表 3 总悬浮物、无机悬浮物浓度估算模型的验证
Table 3 Error analysis of neural network model and empirical model

点号	总悬浮物		无机悬浮物	
	经验模型相对误差(%)	神经网络模型相对误差(%)	经验模型相对误差(%)	神经网络模型相对误差(%)
1	64.90	21.67	45.17	21.15
2	24.84	9.67	16.14	3.61
3	29.39	20.03	45.84	22.10
14	29.66	27.41	15.86	19.70
17	24.36	17.83	37.51	33.06
18	12.92	17.27	11.17	18.46
20	3.02	9.93	134.09	35.20
22	22.58	16.82	39.09	35.37
24	58.62	22.42	55.59	24.91
28	10.66	1.29	47.33	9.73
30	46.72	43.40	70.37	34.06
37	11.75	4.22	28.76	3.34
42	27.00	19.54	39.13	13.70
60	19.70	16.50	30.28	5.42
64	34.11	33.85	38.43	26.22

2.4 模型的验证和比较

表 3 显示了 15 个预测样本的总悬浮物和无机悬浮物浓度的模型相对误差. 神经网络模型对总悬浮物浓度的预测相对误差最小值为 1.29%, 最大值为

为 43.40%, 平均相对误差为 18.79%, 而其中有 87% 预测样本的相对误差 < 30%; 相比之下, 经验模型的相对误差最小值为 3.02%, 最大值为 64.90%, 平均相对误差为 28.01%, 其中只有 11 个预测样本的相对误差 < 30%, 且 87% 的样本误差都大于神经网络模型; 同时, 利用建模样本构建最佳的神经网络模型时 R^2 为 0.948, 大于经验模型的 0.825, RMSE 为 4.947, 小于经验模型的 12.369. 神经网络模型对无机悬浮物浓度的预测相对误差最小值为 3.34%, 最大值为 35.37%, 平均相对误差为 20.40%, 其中有 73% 预测样本的相对误差 < 30%; 经验模型的相对误差最小值为 11.17%, 最大值为 134.09%, 平均相对误差为 43.65%, 且有 87% 的样本误差大于神经网络模型的; 与总悬浮物相似, 利用建模样本构建神经网络模型的精度同样好于经验模型. 图 2 和图 3 分别是总悬浮物和无机悬浮物浓度的实测值与预测值的散点图. 因此, 无论是估算总悬浮物浓度, 还是无机悬浮物浓度, 无论从建模样本的建模精度, 还是测试样本的误差分析, 神经网络模型都优于经验模型.

3 结论

1. 在 400 ~ 900nm 波段范围的各波长遥感反射率与总悬浮物、无机悬浮物浓度都存在中高度相关, Pearson 相关系数在 0.5 以上, 而与有机悬浮物浓度则无较好的相关性. 遥感反射率与总悬浮物和无机悬浮物浓度的最大相关系数均出现在 725nm 处, 分别为 0.883 和 0.869, 结合以往的研究说明悬浮物浓度的光谱反射率敏感区出现在红光及近红外波段.

2. 对于总悬浮物浓度, 隐含层节点数为 6 的 $R^2 = 0.948$, 高于其它各节点值; RMSE 最小为 4.947, 同样出现在节点数为 6 处; 表明隐含层节点数为 6 的神经网络模型模拟总悬浮物浓度的训练效果最佳. 而对于无机悬浮物浓度, 隐含层节点数为 4

的 $R^2=0.956$, $RMSE=5.104$, 神经网络模型整体训练结果最好。

3. 通过测试样本对神经网络模型和经验模型的预测误差做对比分析,对总悬浮物浓度估测来说,神经网络模型的平均相对误差为 18.79%,经验模型的平均相对误差为 28.01%;对无机悬浮物浓度估测来说,神经网络模型的平均相对误差为 20.40%,经验模型的平均相对误差为 43.65%。因此,无论是估算总悬浮物浓度,还是无机悬浮物浓度,无论从建模样本的建模精度,还是测试样本的误差分析,神经网络模型都优于经验模型。

致谢 感谢伍蓝、王鑫、夏睿和杨煜在太湖实验中的大力支持。

REFERENCES

- [1] ZHANG Yun-Lin, QIN Bo-Qiang, CHEN Wei-Min. A study on total suspended matter in Lake Taihu[J]. *Resource and environment in the Yangtze Basin* (张运林,秦伯强,陈伟民. 太湖水体中悬浮物研究. *长江流域资源与环境*), 2004, **13**(3):266—271.
- [2] DUAN Hong-Tao, ZHANG Bai, LIU Dian-Wei, et al. Relationship between fluorescence peak spectral features and Chlorophyll-a in Lake Chagan[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (段洪涛,张柏,刘殿伟,等. 查干湖水体光谱荧光峰特征与叶绿素 α 响应关系研究. *红外与毫米波学报*), 2006, **25**(5):355—359.
- [3] XU Jing-Ping, ZHANG Bai, SONG Kai-Shan, et al. Estimation of Chlorophyll-a concentration in lake Xinmiao based on a semi-analytical model[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (徐京萍,张柏,宋开山,等. 基于半分析模型的新庙泡叶绿素 α 浓度反演研究. *红外与毫米波学报*), 2008, **27**(3):197—201.
- [4] WANG Jian-Ping, CHENG Sheng-Tong, JIA Hai-Feng, et al. An artificial neural network model for lake color inversion using TM imagery[J]. *Environmental science* (王建平,程声通,贾海峰,等. 用TM影像进行湖泊水色反演研究的人工神经网络模型. *环境科学*), 2003, **24**(2):73—76.
- [5] MA Rong-Hua, DAI Jin-Fang. Quantitative estimation of Chlorophyll-a and total suspended matter concentration with Landsat ETM based on field spectral features of Lake Taihu[J]. *Journal of Lake science* (马荣华,戴锦芳. 结合Landsat ETM与实测光谱估测太湖叶绿素及悬浮物含量. *湖泊科学*), 2005, **17**(2):97—103.
- [6] LV Heng, LI Xin-Guo, JIANG Nan. Estimation of suspended solids concentration in Lake Taihu using spectral reflectance and simulated MERIS[J]. *Journal of Lake science* (吕恒,李新国,江南. 基于反射光谱和模拟MERIS数据的太湖悬浮物遥感定量模型. *湖泊科学*), 2005, **17**(2):104—109.
- [7] ZHANG Bo, ZHANG Bai, HONG Mei, et al. Advance in remote sensing of lake water quality[J]. *Advances in water science* (张博,张柏,洪梅,等. 湖泊水质遥感研究进展. *水科学进展*), 2007, **18**(2):301—310.
- [8] QIN Bo-Qiang, HU Wei-Ping, CHEN Wei-Min, et al. *Process and Mechanism of Water Environment Evolvement of Lake Taihu* [M]. Beijing: Science press (秦伯强,胡维平,陈伟民,等. *太湖水环境演化过程与机理*. 北京:科学出版社), 2004. 1—2.
- [9] TANG Jun-Wu, TIAN Guo-Liang, WANG Xiao-Yong, et al. The spectra measurement and analysis about water I: method of measurement above water[J]. *Journal of remote sensing* (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. *遥感学报*), 2004, **8**(1):37—44.
- [10] GONG Cai-Lan, YIN Qiu, KUANG Ding-Bo. Correlations between water quality indexes and reflectance spectra of Huangpujiang River[J]. *Journal of remote sensing* (巩彩兰,尹球,匡定波. 黄浦江水水质指标与反射光谱特征的关系分析. *遥感学报*), 2006, **10**(6):910—916.
- [11] LI Su-Ju, WANG Xue-Jun. Relationship between suspended matter concentration and spectral reflectance of Chao Lake[J]. *Urban environment and urban ecology* (李素菊,王学军. 巢湖水体悬浮物含量与光谱反射率的关系. *城市环境与城市生态*), 2003, **16**(6):66—68.
- [12] Binding C E, Bowers D G, Mitchelson-Jacob E G. Estimating suspended sediment concentrations from ocean color measurements in moderately turbid waters; the impact of variable particle scattering properties[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, **94**:373—383.
- [13] CONG Shuang. *Theory and Application of Neural Network Oriented MATLAB Toolbox* [M]. He Fei: University of science and technology of China press (从爽. *面向MATLAB工具箱的神经网络理论与应用*. 合肥:中国科学技术大学出版社), 1998.
- [14] Demuth H, Beale M. *Neural Network Toolbox user's guide for use with MATLAB, Version 4*. The Math Works, online only, 2002. 129.
- [15] Binding C E, Bowers D G, Mitchelson-Jacob E G. An algorithm for the retrieval of suspended sediment concentrations in the Irish Sea from SeaWiFS ocean colour satellite imagery[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, **24**(19):3791—3806.
- [16] ZHANG Yun-Lin, WU Sheng-Cai, QIN Bo-Qiang, et al. Absorption of light by chromophoric dissolved organic matter (CDOM) in Meiliang Bay of Taihu Lake[J]. *China environmental science* (张运林,吴生才,秦伯强,等. 太湖梅梁湾有色可溶性有机物对光的吸收. *中国环境科学*), 2004, **24**(4):405—409.
- [17] ZHANG Yun-Lin, QIN Bo-Qiang, MA Rong-Hua, et al. Chromophic dissolved organic matter absorption characteristics with relation to fluorescence in typical macrophyte, algal lake zones of Lake Taihu[J]. *Environmental science* (张运林,秦伯强,马荣华,等. 太湖典型草、藻型湖区有色可溶性有机物的吸收及荧光特性. *环境科学*), 2005, **26**(2):142—147.
- [18] SUN De-Yong, LI Yun-Mei, LE Cheng-Feng, et al. Scattering characteristics of Taihu Lake and its relationship models with suspended particle concentration[J]. *Environmental science* (孙德勇,李云梅,乐成峰,等. 太湖水体散射特性及其与悬浮物浓度关系模型. *环境科学*), 2007, **28**(12):2688—2694.