基于实测光谱的杭州湾悬浮物浓度遥感反演模式

王繁[1,2], 周斌[1*], 徐建明[1], 凌在盈[1]
(1.浙江大学环境与资源学院, 杭州 310029; 2. 杭州师范大学生命与环境科学学院, 杭州 310036)

摘要: 悬浮物是我国近海水质遥感监测的主要参数之一.利用 ASD 地物光谱仪测量杭州湾水体的反射光谱, 同步采集表层水样获取悬浮物浓度, 模拟水色卫星 MODIS 和 MERIS 的波段设置提取遥感反射率, 基于人工神经网络分别建立 2 种悬浮物浓度的遥感反演模式.实测结果表明, 杭州湾水体中悬浮物浓度较高, 泥沙含量远远大于叶绿素浓度, 平均值分别为 705 mg/L和 1.164 mg/m^3; 2 个监测站位的悬浮物浓度表现出时空上的差异, 尤其是随潮汐变化的短周期变异十分显著; 实测水体反射率光谱曲线在 650 ~ 700 nm 之间与 800 nm 附近分别出现峰值, 光谱曲线一阶微分结果显示第一反射峰的位置随着悬浮物浓度增大向长波方向移动.基于神经网络建立的模拟算法充分利用了卫星不同通道的光谱信息, 可以同时模拟水体中色素与非色素悬浮物的浓度, 模型取得了较好的拟合效果, R^2 均大于 0.95, 可以应用于实际卫星遥感反演, 尤其是 MERIS 数据, 因其具有相对较高的空间分辨率, 在近海水环境遥感监测中的应用前景更为广阔.

关键词: 悬浮物浓度; 反射光谱; 人工神经网络; 杭州湾
中图分类号: X87 **文献标识码:** A **文章编号:** 0250-3301(2008)11-3022-05

Remote Sensing Inversion Mode of Suspended Particles Concentration in Hangzhou Bay Based on *in situ* Measurement Spectrum

WANG Fan[1,2], ZHOU Bin[1], XU Jian-ming[1], LING Zai-ying[1]
(1. College of Environmental and Resource Sciences, Zhejiang University, Hangzhou 310029, China; 2. College of Life and Environmental Sciences, Hangzhou Normal University, Hangzhou 310036, China)

Abstract: Suspended particles are one of major parameters of coastal water color remote sensing in China. The reflectances spectral of water were measured using an ASD field spectroscope, synchronously the suspended particles concentrations of surface water were acquired in Hangzhou Bay. Two remote sensing inversion models for suspended particles concentrations (SPC) were developed based on the simulated reflectance of MODIS & MERIS channels using artificial neural network (ANN) algorithm. Measurement results show that the total SPC of Hangzhou bay is comparatively high where the suspended sediments concentrations (SSC) are far more than chlorophyll concentrations, averagely 705 mg/L and 1.164 mg/m^3, reseparately. The SPC in two measurement stations appears spatio-temporal variation, especially the short period change due to tidal cycle. There are two reflectance peaks in the measured spectral curves, one is between 650 nm to 750 nm, and the other is near 800 nm. The first order derivative curves of reflectance spectral indicate that the first reflectance peaks shift to long wavelength according to the increased SSC. The ANN models make full use of the spectral information in different channels which can simulate the pigment and non-pigment particles concentrations at same time. The fitting effects are preferable with R^2 more than 0.95 for each model. The ANN mode can be used for satellite remote sensing inversion, especially MERIS data, because of its comparatively high spatial resolution.

Key words: suspended particles concentration(SPC); reflectance spectral; artificial neural network(ANN); Hangzhou Bay

悬浮物(suspended particles)是我国近海水环境质量监测的重要参数, 也是水体中的主要的光学活性物质之一, 其浓度大小直接影响水色卫星遥感信号的强弱[1].水体中的悬浮物主要包括悬浮泥沙和浮游植物, 在可见光与近红外波段范围内, 不同波长处的遥感反射率对于 2 种悬浮物浓度变化的响应程度存在明显差异[2~4].国内外利用卫星遥感提取水体中悬浮物浓度的研究已做了很多的工作, 目前大量研究侧重于模拟卫星图像辐亮度和某种实测悬浮物浓度之间的定量关系, 然后分别建立遥感反演算法[5,6].例如基于"蓝绿波段比值"的遥感反演算法成为提取浮游植物色素浓度的业务化算法[7].另外, 根据可见光和近红外的敏感波段发展的悬浮泥沙遥感反演算法也得到广泛研究和应用[8,9].

虽然这些研究结果证明混浊水体里的悬浮泥沙并不能掩盖浮游植物对遥感信号的贡献, 不同悬浮物浓度的单独反演是可行的, 但是 2 种悬浮物对水体光谱的影响机制不同, 并非简单的线性叠加, 通常的单波段或多波段组合进行统计分析的模式不能很好地表现两者与光谱信号之间的非线性关系, 如何建立通用的悬浮物浓度综合遥感反演模式仍然是二

收稿日期: 2007-11-21; **修订日期:** 2008-01-21
基金项目: 国家自然科学基金项目(40601051); 瑞典国际科学基金项目(W/4269-1)
作者简介: 王繁(1976 ~), 男, 博士, 主要研究方向为资源与环境遥感, E-mail: wangfan@zju.edu.cn
* 通讯联系人, E-mail: zhoubin@zju.edu.cn

类水体水色遥感研究面临是一个挑战[10].另外,我国近海水体光学性质非常复杂,各地水体中悬浮物浓度、组成以及状态各不相同,针对不同海区发展本地化遥感反演算法就必须基于对各地的水体光谱进行深入的了解.因此,本实验选择近海典型研究区,实地测量获取水体反射率光谱与悬浮物浓度,利用人工神经网络善于模拟复杂非线性关系的特点[11~14],根据目前常用水色卫星 MODIS 和 MERIS 的波段设置选取遥感反射率,基于实测光谱构建神经网络模型来反演悬浮物浓度,此反演模式可以应用到实际卫星遥感反演之中,对于其他海区的悬浮物浓度遥感反演也具有参考价值.

1　研究区概况

本实验所选研究区——杭州湾位于浙江省东北部,上海市南部,东临东海,西有钱塘江注入.杭州湾东西长 90 km,湾口宽 100 km,湾顶澉浦断面宽约 21 km,平均水深约 10 m,总水域面积约5 000 km^2,是东西走向的喇叭型河口湾(图 1).杭州湾河床起伏不大,但是平面收缩强烈,沿程潮差急剧增大,在长江口南下水、钱塘江径流和东海潮波共同影响下,具有潮强流急,悬浮物含量高的特点[15, 16].

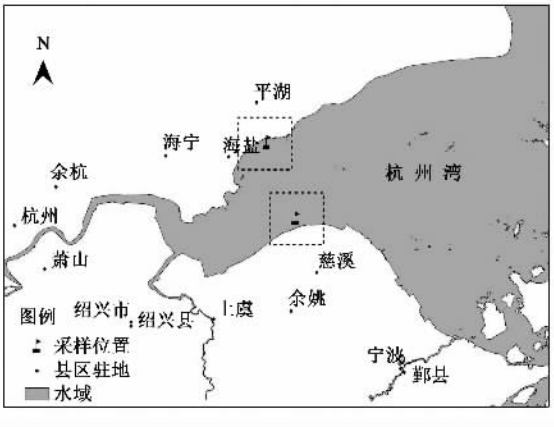

图 1　研究区与测量位置

Fig.1　Study area and measurement locations

2　数据与方法

本研究于 2007 年 9 月在杭州湾北岸的乍浦和南岸的慈溪各布置了 1 个观测站点,分别进行连续的光谱观测与同步表层水样采集,从 09:00 ~ 16:00 每隔 0.5 h 测量 1 次,获取具有空间差异的短周期时间序列数据.采样测量位置见图 1.

2.1　光谱测量与遥感反射率计算

现场光谱测量采用水面之上观测法,利用美国的 ASD 便携式地物光谱仪和 30% 反射率的标准板分别测量水面、天空光和标准板的辐亮度,然后计算推导离水辐射率和遥感反射率等参数.光谱仪观测几何采用 NASA 海洋光学观测规范推荐的(40°,135°)观测角度设置[17~20],即仪器观测平面与太阳入射平面的夹角为 135°(背向太阳方向),仪器与海面法线方向的夹角为 40°,固定仪器积分时间为 136 ms,每次连续测量时间至少跨越 1 个波浪周期.在避开太阳直射反射、忽略或避开水面泡沫等外界影响情况下,对于未经严格标定的光谱仪,若标准板经过严格标定,在固定积分时间状态下,按下式计算遥感反射率[19]:

$$R_{rs} = \frac{(L_w - \rho L_{sky})\rho_p}{\pi E_s} \tag{1}$$

式中,L_w、L_{sky}、E_s 分别为光谱仪面向水体、天空和标准板时的测量值,ρ_p 为经过严格定标的标准板反射率.ρ 为气-水界面对天空光的反射率,取决于太阳位置、天空光辐射分布、光谱仪观测几何、风速、风向或海面粗糙程度等因素,通常取值在 0.02 ~ 0.06 之间.根据 Mobley[20] 的研究,一般在晴天,低风速,40° 观测角度时,ρ 值可以取 0.028.

2.2　悬浮物浓度测量

在光谱测量的同时采集表层水样,低温冷藏带回实验室测量悬浮物浓度.水体中的悬浮物包括无机部分(悬浮泥沙)和有机部分(浮游植物),其中浮游植物由叶绿素的浓度表示.悬浮泥沙浓度的测量采用"重量法"[21, 22].叶绿素浓度测量采用文献[22]提供的分光光度法,即先将水样抽滤,滤膜用丙酮浸提离心,上清液定容后置于分光光度计上,用 1 cm 光程的比色皿分别测量 750、664、647 和 630 nm 波长处的吸光值,然后用下式计算叶绿素的浓度:

$$c_{chl\text{-}a} = (11.85E_{664} - 1.54E_{647} - 0.08E_{630}) \times \frac{v}{V \times l} \tag{2}$$

式中,E_{664}、E_{647}、E_{630} 分别为波长 664、647 和 630 nm 处测得的吸光值减去 750 nm 处的吸光值后得到的校正值,v 为样品提取液体积(mL),V 为水样体积(L),l 为比色皿光程长(cm).过滤悬浮物时均使用 0.45 μm 孔径的滤膜.

2.3　构建人工神经网络模型

本研究采用的人工神经网络模型是多层、误差反向传播模型(BP 模型).构建的 BP 模型结构包括 3 层,输入层、隐含层与输出层.第 1 层为输入层,为

不同波段的遥感反射率数据集.第 2 层为隐含层,隐含层接受输入层的数据,包含若干神经元,每个神经元都有一个线性累加函数和非线性 S 型激发函数,输入的数据经过权重和偏置的处理,其输出值又成为第 3 层——输出层的输入参数[23].输出层的输入参数同样经过累加和激发函数运算,最终得到需要的物理参数——悬浮物浓度(本研究包括悬浮泥沙和浮游植物).所建的概念模型可以用下式表示:

$$(Y_1, Y_2) = f(X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, \cdots) \quad (3)$$

式中,Y_i 为悬浮物浓度,X_i 为各波段遥感反射率.

由于 S 型激发函数的输出值在 0~1 之间,为了获得更快的运算速度,在模型训练之前应该把输入层和输出层的数据进行归一化处理,归一化参数根据输入输出参数的两端极值来确定.隐含层神经元的个数采用"试凑法"在 MATLAB 中编写循环语句进行选择,既能防止模型的过度拟合,又可以避免神经元太多影响运算速度.为了获得较好的模型拟合效果,本研究采用了交叉验证的方法来检验 BP 模型算法的精度[24],把遥感反射率-悬浮物浓度数据集随机分为 2 个子集,一个子集用来训练网络,另一个子集用来验证训练后的模型拟合精度.

3 结果与讨论

3.1 悬浮物浓度时空变异特征

杭州湾水域由于长期受到长江口南下混浊水的影响,水体含沙量较高,而且在涌潮掀沙作用下,底部沉积物的再悬浮现象明显,导致水体悬浮物含量表现出显著的时空变异特点,尤其是不同时间尺度的变异幅度较大[16].实测结果表明:水体中悬浮物浓度较高,泥沙浓度远远大于叶绿素浓度,平均值分别为 705 mg/L和 1.164 mg/m^3(表 1);2 个监测站位的悬浮物浓度表现出空间上的差异,其中乍浦站位的平均悬浮物浓度低于慈溪站位,这和 2 个站位所处的水下地形有关,乍浦站位水下有深槽,而慈溪站位水下则为浅滩[15].除空间差异外,两处的悬浮物浓度同时表现出显著的短周期变化特点,而且振动幅度较大,图 2 为 2007-09-12 乍浦站点测量的悬浮物浓度数据.这说明在杭州湾类似高能海域建立悬浮物浓度的遥感反演经验算法时,地面测量数据必须和卫星影像数据保持同步,否则无法获取准确的统计相关关系.

3.2 反射率光谱特征分析

现场光谱测量采用在固定站位 1 d 之内进行连续观测的方式,图3为对应不同采样时刻水体悬浮物浓度变化的反射率光谱及一阶微分曲线.从图 3 中可以看出,水体反射率随波长而变化,在可见光波段出现 2 个反射峰,第 1 个反射峰在 650~700 nm 之间,第 2 个反射峰在 800 nm 附近,反射谷则出现在 750 nm 附近.在悬浮泥沙含量较低时,第 1 反射峰值高于第 2 反射峰值,随着水体含沙量的增加,水体在各个波长处的反射率都相应增加,但是增加的幅度不同,其中第 2 反射峰的增加速度高于第 1 反射峰,与之相连的反射峰两侧"肩部"也增加较快,反射率

表 1 实测悬浮物浓度

Table 1 Measured suspended substance concentration

监测站位	悬浮物	最大值	最小值	平均值
乍浦	悬浮泥沙/mg·L^{-1}	820	133	463
	叶绿素/mg·m^{-3}	1.697	0.657	1.050
慈溪	悬浮泥沙/mg·L^{-1}	1 950	700	1 224
	叶绿素/mg·m^{-3}	2.314	1.739	2.026
汇总	悬浮泥沙/mg·L^{-1}	1 950	133	705
	叶绿素/mg·m^{-3}	2.314	0.657	1.164

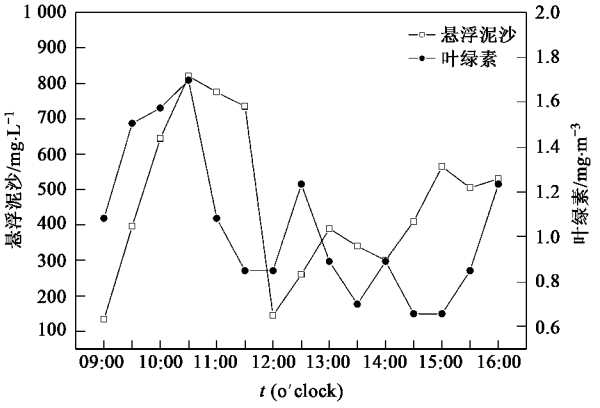

图 2 悬浮物浓度短周期变异

Fig.2 Short period variation of suspended substance concentration

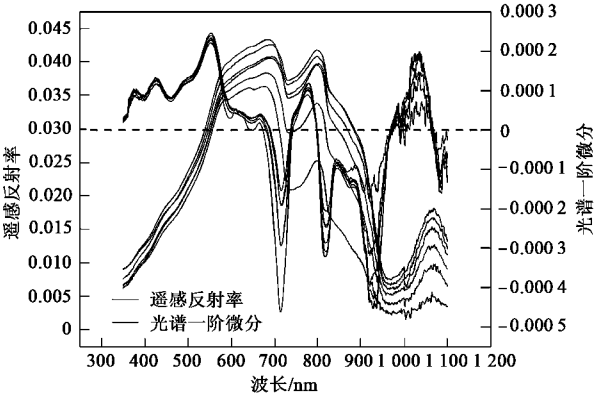

图 3 反射率光谱与一阶微分曲线

Fig.3 Reflectance spectral and first derivative curves

增大幅度最大的波长与反射率光谱最大峰值位置基本吻合.

通过对光谱曲线进行一阶导数处理,可以消除测量环境中部分线性变化因素的影响,有助于客观分析光谱曲线的形态变化.反射光谱一阶微分曲线的正值或者负值分别表示反射率光谱上升或者下降的趋势,极大值与极小值代表光谱曲线变化最显著的位置,而零值则对应于反射率光谱曲线上的反射峰或反射谷.从图 3 中可以看出,不同含沙量水体光谱的一阶微分曲线形态上是相似的,但是在某些波段存在明显差异.尤其是不同曲线第 1 次出现零值的位置向长波方向移动,对应为光谱曲线上第 1 反射峰向长波方向平移且形态变宽,即所谓的“红移现象”[2, 3];而反射谷和第 2 反射峰的零值位置对应的波长则基本相同.

实测的光谱曲线说明,杭州湾海域混浊水体的反射率由悬浮泥沙主导,若要从中分离出较弱的色素信息,通常针对大洋水体的蓝绿波段比值法可能会失效,因此需要建立合适的算法来模拟这种复杂的非线性叠加关系.

3.3　神经网络训练与验证

水体中不同悬浮物的光学性质不同,在不同波段处的遥感反射率响应形成复杂的非线性叠加关系,单波段或者主观选择的敏感波段组合并不能完全涵盖全部离水辐射.现在的水色卫星均在可见光与近红外波段范围内设置了较多的水色通道,充分利用这些光谱通道可以获取准确的悬浮物浓度信息.本研究利用实测光谱数据,模拟常用水色传感器 MODIS 和 MERIS 在可见光和近红外范围内的波段设置(表 2),分别提取对应的遥感反射率,然后与实测悬浮物浓度一起建立人工神经网络的训练与验证数据集,其中 MODIS 网络的输入神经元为 16 个,MERIS 网络的输入神经元为 15 个,输出神经元都是悬浮泥沙浓度与叶绿素浓度.

2 个网络隐含层神经元的传递函数和输出层神经元的传递函数均为 sigmoid 函数.网络的性能函数采用均方误差性能函数 mse,训练函数采用动量及自适应 lrBP 的梯度递减函数 traingdx.确定网络的输入输出模式的结构形式和训练参数后,便可利用随机分配的训练子集对网络进行训练,直到达到一定小的误差要求为止,本研究的训练目标误差设置为 0.001.通过比较训练时的网络性能,最终确定 2 个网络隐含层神经元个数分别为 21 和 25 个,网络经过训练后均达到设定的误差要求.为了更加准确地测试网络的预测性能,本研究同时采用未参与网络训练的检验子集进行交叉验证,利用仿真函数获得网络的预测输出,然后检查输出值和实际测量值之间的误差.全部预测值和实测值之间的拟合曲线见图 4,可以看出,不论是模拟 MODIS 波段设置还是 MERIS 波段设置,建立的神经网络均能对水体中的悬浮泥沙和叶绿素浓度进行较好的模拟,决定系数 R^2 均大于 0.95,其中悬浮泥沙的拟合效果要好于叶绿素,模拟 MERIS 波段的拟合效果好于 MODIS 波段.

因此,将此网络模型应用于实际卫星水色遥感,只要把整幅影像不同波段的遥感反射率作为神经网络输入,就可以同时获取 2 种悬浮物浓度的空间分布结果.对于其它海区,在网络结构不变的情况下,根据实测光谱数据重新训练网络并且获取新的网络参数,就可以方便地建立本地化的悬浮物浓度遥感反演模型.

表 2　MODIS 和 MERIS 波段特征

Table 2　Spectral characteristics of MODIS and MERIS

MODIS 波段	中心波长/nm	MERIS 波段	中心波长/nm
1	645	1	413
2	858	2	443
3	469	3	490
4	555	4	510
8	412	5	560
9	443	6	620
10	488	7	665
11	531	8	681
12	551	9	705
13	667	10	754
14	678	11	761
15	748	12	775
16	870	13	865
17	905	14	885
18	936	15	900
19	940		

4　结论

通过实地测量光谱和水体悬浮物浓度,根据 MODIS 和 MERIS 的波段设置提取遥感反射率,基于人工神经网络算法分别建立了 2 种悬浮物浓度的同时反演模型.研究结果表明,杭州湾水体悬浮物浓度较高,其中非色素颗粒浓度远远大于色素颗粒浓度,成为影响水体遥感反射率的主导因素;杭州湾水体的悬浮物浓度具有明显的时空差异,尤其是随潮汐变化的短周期变异十分显著;实测水体反射率光谱曲线在 650 ~ 700 nm 之间与 800 nm 附近分别出现峰

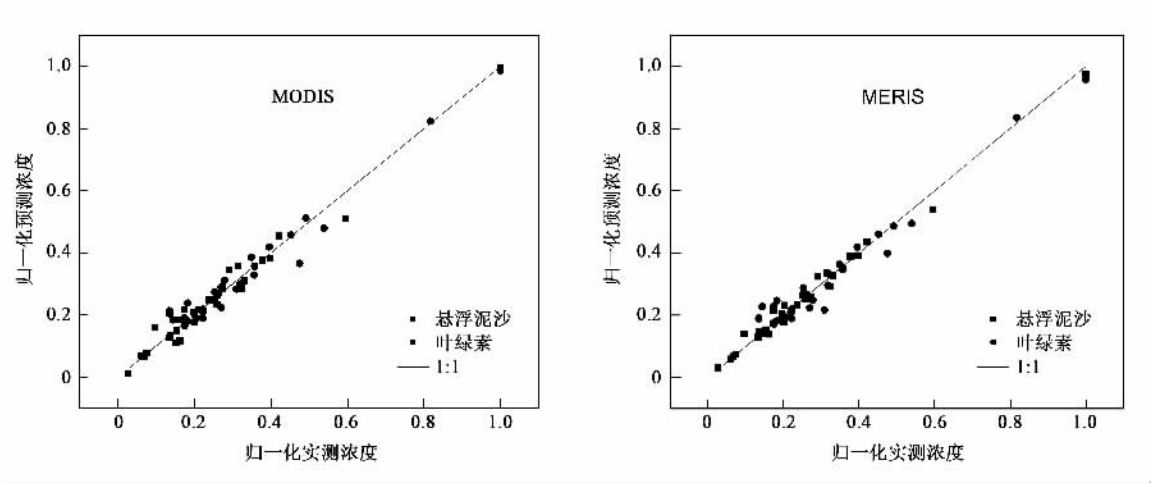

图 4 悬浮物浓度实测值与预测值关系

Fig.4 Relationship between measured and predicted values

值,光谱曲线一阶微分结果显示第一反射峰的位置随着悬浮物浓度增大向长波方向移动;建立的神经网络模拟算法,可以充分利用不同卫星通道的水体悬浮物信息,取得了较好的拟合效果,可以应用于实际卫星遥感反演,尤其是 MERIS 数据,因其具有相对较高的空间分辨率,在海岸带水环境遥感监测中的应用前景更为广阔.

参考文献:

[1] 刘显傅,李铜基,陈清莲.水体主要成分对表观光学量的影响[J].海洋技术,2004,**23**(1):85-89.

[2] 韩震,恽才兴,蒋雪中.悬浮泥沙反射光谱特性实验研究[J].水利学报,2003,**12**:118-122.

[3] Curran P J, Novo E M M. The relationship between suspended sediment concentration and remotely sensed spectral radiance: a review [J]. Journal of Coastal Research, 1988, **4**: 351-368.

[4] 乐华福,林寿仁,赵太初,等.近海Ⅱ类海水反射率与表面悬浮泥沙相关性的研究[J].国土资源遥感,2000,**1**:34-38.

[5] 李云梅,黄家组,韦玉春,等.湖泊富营养化状态的地面高光谱遥感评价[J].环境科学,2006,**27**(9):1170-1175.

[6] 段洪涛,张柏,宋开山,等.查干湖叶绿素 a 浓度高光谱定量模型研究[J].环境科学,2006,**27**(3):503-507.

[7] Sathyendranath S, Cota G, Stuart V, *et al*. Remote sensing of phytoplankton pigments: a comparison of empirical and theoretical approaches [J]. Internet Journal of Remote Sensing, 2001, **22**: 249-273.

[8] 巩彩兰,樊伟.海洋水色卫星遥感二类水体反演算法的国际研究进展[J].海洋通报,2002,**21**(2):77-83.

[9] 刘志国,周云轩,蒋雪中,等.近岸二类水体表层悬浮泥沙浓度遥感模式研究进展[J].地球物理科学进展,2006,**21**(1):321-326.

[10] 潘德炉,毛天明,李淑菁,等.卫星遥感监测我国沿海水色环境的研究[J].第四纪研究,2000,**20**(3):240-246.

[11] 丛丕福,牛铮,曲丽梅,等.基于神经网络和 TM 图像的大连湾海域悬浮物质量浓度的反演[J].海洋科学,2005,**29**(4):31-35.

[12] 赵冬至,曲元,张丰收,等.用 TM 图像估算海表面叶绿素浓度的神经网络模型[J].海洋环境科学,2001,**20**(1):16-21.

[13] Keiner L E, Yan, X H. A neural network model for estimating sea surface chlorophyll and sediments from Thematic Mapper Imagery [J]. Remote Sensing of Environment, 1998, **66**: 153-165.

[14] 黄海清,何贤强,王迪峰,等.神经网络法反演海水叶绿素浓度的分析[J].地球信息科学,2004,**6**(2):31-36.

[15] 倪勇强,耿兆铨,朱军政.杭州湾水动力特性研讨[J].水动力学研究与进展,2003,**18**(4):439-445.

[16] 陈沈良,谷国传.杭州湾口悬沙浓度变化与模拟[J].泥沙研究,2000,**5**:45-50.

[17] 李铜基,陈清莲,朱建华.我国近岸Ⅱ类海水光谱特性的测量与研究[J].海洋通报,2002,**21**(6):9-15.

[18] 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,**8**(1):37-44.

[19] Mueller J L. Ocean optics protocols for satellite ocean color sensor validation, revision 4, Volume 3: Radiometric measurements and data analysis protocols[R]. NASA/TM-2003-211621, 2003.

[20] Mobley C D. Estimation of the remote-sensing reflectance from above-surface measurements [J]. Applied Optics, 1999, **38**: 7442-7455.

[21] 周虹丽,朱建华,韩冰,等.重量法测量悬浮物浓度关键技术研究[J].海洋技术,2004,**23**(3):15-20.

[22] GB 17378.1-1998, 海洋监测规范[S].

[23] 袁曾任.人工神经网络及其应用[M].北京:清华大学出版社,1999.

[24] Kwok T Y, Yeung D Y. Efficient cross-validation for feed forward neural networks [A]. In IEEE Conference on Neural Networks Proceedings[C]. 1995.2789-2794.