



# 利用遥感数据反演渤海海域叶绿素的浓度

郑小慎, 敖翔

(天津市海洋资源与化学重点实验室, 天津科技大学海洋科学与工程学院, 天津 300457)

**摘要:** 依据神经网络算法和叶绿素荧光算法的基本理论, 处理海洋遥感数据, 反演渤海海域叶绿素浓度, 并将反演结果同实测海洋叶绿素浓度进行比较. 神经网络算法无法精确地从云层覆盖区获得叶绿素浓度, 而荧光算法则可以突破云层的干扰获得接近实际值的叶绿素浓度.

**关键词:** 渤海; 叶绿素浓度; 神经网络; 叶绿素荧光

中图分类号: TP751.2 文献标志码: A 文章编号: 1672-6510(2009)02-0035-05

## Inversion of Chlorophyll Concentrations in Bohai Sea Using Remote Sensing Data

ZHENG Xiao-shen, AO Xiang

(Tianjin Key Laboratory of Marine Resources and Chemistry, College of Marine Science and Engineering, Tianjin University of Science & Technology, Tianjin 300457, China)

**Abstract:** The marine remote sensing data are processed based on the basic theory of neural network algorithm and chlorophyll fluorescence algorithm, chlorophyll concentration is inverted in Bohai sea, then it is compared chlorophyll concentration of inversion with measured chlorophyll concentration. Neural network algorithm can't accurately invert chlorophyll concentration in cloudy area, but chlorophyll fluorescence algorithm can breakthrough interference of cloud to invert chlorophyll concentration close to the actual value in Bohai Sea.

**Keywords:** Bohai sea; chlorophyll concentration; neural networks; chlorophyll fluorescence

海洋遥感技术具有观测周期短, 时间频率高的优势, 可以实现大面积、实时、同步、连续及密集的海洋探测, 弥补了传统调查方法对个别点、个别区域、不同时间、不同地区观测的不足. 海洋叶绿素浓度在初级生产力评估体系中是极为重要的参数, 在海水资源开发利用方面也具有重要的指导作用. 因此, 叶绿素浓度的监测越来越具有重要作用<sup>[1]</sup>. 结合遥感技术, 利用遥感数据反演叶绿素浓度, 可以避免天气等环境因素的影响, 克服传统调查方法的缺点.

### 1 叶绿素浓度反演方法

#### 1.1 神经网络方法

人工神经网络是对人脑的一种数学抽象和粗略

的逼近模仿, 它以网状连接形式进行并行计算工作, 从环境及输入中自学习获取信息来自动修改系统网络结构及连接强度, 其中神经元是人工神经网络的基本处理单元, 实验中使用的神经网络算法为 BP 神经网络算法<sup>[2-3]</sup>. 图 1 为 BP 神经网络模型的基本框架. BP 神经网络包含三层: 输入层、输出层和隐含层. 每层结点(神经元)通过加权相互联系与下层连接. 神经网络模型的主要概念是找出权值之间合适的相互联系——能模仿来自给定辐射值的叶绿素 a 浓度.

#### 1.2 叶绿素荧光算法

依据基线荧光高度 (FLH) 与叶绿素浓度的相关性建立的统计算法即为基线荧光高度法. 其通用算法依据三个波长, 利用测量中心波长的基线荧光高度, 应用公式 (1) 反演海面叶绿素浓度<sup>[4]</sup>. 式中,  $C$  为

收稿日期: 2008-09-25; 修回日期: 2008-12-20

基金项目: 天津市自然科学基金资助项目 (08JCYBJC10500)

作者简介: 郑小慎 (1973—), 女, 河北献县人, 副教授, 博士.

海面叶绿素浓度(单位: mg/m<sup>3</sup>); FLH 为基线荧光高度值; a、b、k 为系数.

$$FLH = k + \frac{a \cdot C}{1 + b \cdot C} \tag{1}$$

基线荧光高度的计算公式:

$$FLH = L_2 - \left[ L_1 + (L_1 - L_3) \cdot \frac{\lambda_2 - \lambda_1}{\lambda_1 - \lambda_3} \right] \tag{2}$$

式中: λ<sub>2</sub> 为中心波长; λ<sub>1</sub>、λ<sub>3</sub> 为选定的基线波长; L<sub>1</sub>、L<sub>2</sub>、L<sub>3</sub> 为相应波段对应的辐亮度值.

MERIS 荧光通道的设计是 665、681.25 和 709 nm.

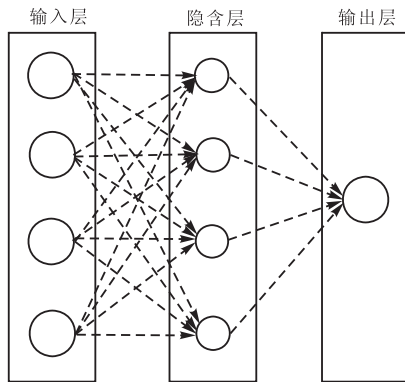


图1 BP神经网络模型基本框架

Fig.1 Basis frame of a BP neural network

本文根据渤海海域叶绿素浓度实测数据与 FLH 数据,来求解渤海海域叶绿素浓度同 FLH 之间的线性回归关系,以此得出渤海海域叶绿素浓度 FLH 算法反演公式.

首先计算渤海海域遥感数据的基线荧光高度.然后将渤海海域叶绿素浓度的实测数据进行分组,每组包括三个渤海海域叶绿素浓度实测数据,将这些叶绿素实测浓度、FLH 数据分别代入公式(1),得到方程组,求解此方程组,求得每一组 k、a、b 的值.最后将所有组得到的 k、a、b 值进行平均.求得渤海海域叶绿素浓度同 FLH 之间线性回归关系的参数如下: k=1.130, a=0.011, b=-0.194. 将所得结果代入公式(1),得到渤海海域叶绿素浓度 FLH 算法反演公式:

$$FLH = 1.130 + \frac{0.011C}{1 - 0.194C} \tag{3}$$

## 2 渤海海域叶绿素浓度反演实验及分析

### 2.1 实验软件

在渤海海域叶绿素浓度反演分析实验中,使用 Beam 软件对渤海海域遥感数据进行分析处理.

BEAM 是欧洲空间局提供的一个用于遥感数据的可视化、分析和处理的工具箱<sup>[5-6]</sup>.

安装 BEAM 后,将插件 wew\_water.jar 导入到 BEAM 安装文件夹下的 lib 和 extensions 文件夹,安装插件后的 BEAM 软件更适合于二类水体的处理.

### 2.2 实验数据及预处理

#### 2.2.1 遥感数据

本文所选取的遥感数据为 2007-05-25 欧空局的 ENVISAT 卫星拍摄的大气顶层辐射地理定位和校正简化分析(带状线)MERIS 图像数据,所拍摄区域为中国海域.

#### 2.2.2 遥感数据预处理

(1)感兴趣区提取,截取渤海海域数据,如图 2 所示. (2)提取云层数据 cloud,删除数据 cloud 中 11\_flags 波段.

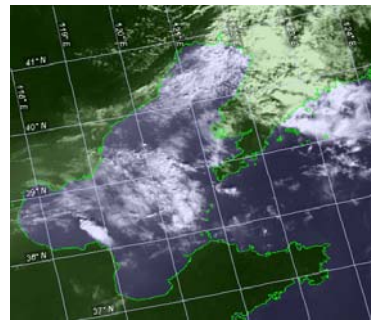


图2 渤海海域遥感数据

Fig.2 Remote sensing data in the Bohai sea

#### 2.2.3 实测数据

采用的实测数据是 2007-05-25—26 测得的渤海海域的叶绿素浓度.

### 2.3 实验结果及分析

#### 2.3.1 神经网络反演算法实验结果

(1)由神经网络算法得到渤海海域叶绿素浓度自然对数数据 water,得到的渤海海域叶绿素浓度数据波段 chl,其表达式为 exp(algal\_2).

(2)打开数据神经网络算法反演所得的渤海海域叶绿素浓度的 chl 波段图像,并进行修饰处理,得到结果如图 3 所示.

通过将神经网络算法反演所得结果同渤海海域实测浓度进行比较,求出相对误差.如表 1 所示.

#### 2.3.2 基线荧光算法实验结果

(1)打开 Beam 软件中“FLH/MCI Processor”工具,分别设定短波波段、荧光波段、长波波段为 radiance\_7(665 nm)、radiance\_8(681.25 nm)、radiance\_9(709 nm)后,计算渤海海域遥感数据的基线荧光高度.

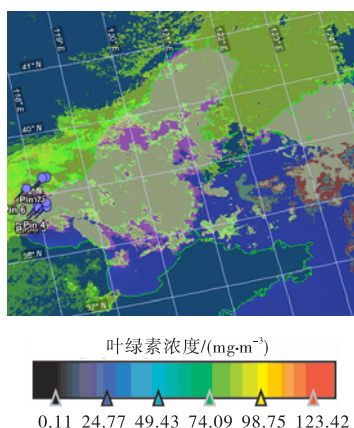


图3 神经网络算法反演渤海海域叶绿素浓度  
Fig.3 Chlorophyll concentration of inversion in the Bohai sea based on neural networks

(2) 计算渤海海域叶绿素浓度:在菜单栏 Tools 项中选择 Band Arithmetic...,添加 FLH 算法反演得到的渤海海域叶绿素浓度数据波段 chl,其表达式为  $(flh - 1.13)/(0.194 \times (flh - 1.13) + 0.011)$ .

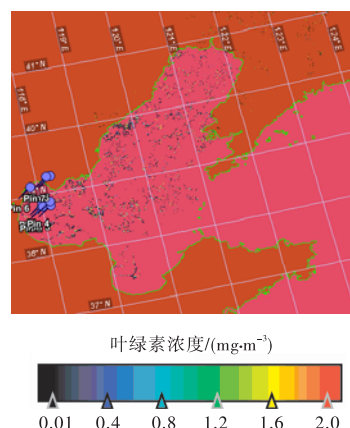


图4 FLH算法反演渤海海域叶绿素浓度  
Fig.4 Chlorophyll concentration of inversion in the Bohai sea based on FLH

通过将 FLH 算法反演所得结果同渤海海域实测浓度进行比较,求出相对误差.如表 1 所示.

表 1 叶绿素浓度反演相对误差的比较

Tab.1 Relative error compare of chlorophyll concentration of inversion

站号	经度	纬度	实测采样日期	叶绿素浓度 实测值/ (mg·m <sup>-3</sup> )	神经网络算法		FLH 算法	
					反演结果/ (mg·m <sup>-3</sup> )	相对误差/ %	反演结果/ (mg·m <sup>-3</sup> )	相对误差/ %
1	117°46'00"E	38°42'30"N	2007-05-25	2.955	95.373	3 127.51	2.925	1.02
2	117°46'00"E	38°39'00" N	2007-05-25	3.454	80.689	2 236.10	3.426	0.81
3	117°55'00" E	38°39'00" N	2007-05-25	5.460	56.357	932.18	5.481	0.38
4	117°55'00" E	38°42'30" N	2007-05-25	3.006	94.066	3 029.27	3.226	7.32
5	118°01'00" E	39°07'00" N	2007-05-26	2.475	98.583	3 883.15	4.607	86.14
6	117°37'00" E	39°00'00" N	2007-05-26	4.920	110.244	2 140.73	5.464	11.06
7	117°57'00" E	39°07'00" N	2007-05-26	3.409	106.463	3 023.00	4.468	31.06

### 2.3.3 实验结果分析

使用神经网络算法和 FLH 算法反演得到渤海海域叶绿素浓度,并将所得结果同渤海海域实测数据进行比较,得出:(1)对于云层覆盖区,神经网络算法反演得到的渤海海域叶绿素浓度数据远远大于渤海海域的实际浓度,几乎无法从云层覆盖区获取渤海海域的叶绿素浓度.(2)FLH 算法反演得到的渤海海域叶绿素浓度数据十分接近渤海海域的实际浓度,最大误差不超过一倍.

## 3 结论

选定渤海海区,并以 MERIS 遥感数据为例,分别使用神经网络算法和 FLH 算法反演渤海海域叶绿素浓度,并将所得叶绿素浓度反演数据同渤海海域实测数据进行比较. FLH 算法与神经网络算法相比,可以较准确地从云层覆盖区获取渤海海域叶绿素浓度.为

了使 FLH 算法反演得到的渤海海域叶绿素浓度更接近实际值,必须获取大量不同时段和区域的渤海海域叶绿素浓度实测数据,从而减小 FLH 与渤海海域叶绿素浓度之间的线性回归关系同实际情况之间的误差,得出更为准确的反演结果.

### 参考文献:

- [1] 邢小罡,赵冬至,刘玉光,等. 叶绿素 a 荧光遥感研究进展[J]. 遥感学报,2007,11(1):137-144.
- [2] 沈春燕,陈楚群,詹海刚. 人工神经网络反演珠江口海域叶绿素浓度[J]. 热带海洋学报,2005,24(6):38-43.
- [3] Schiller H. Model inversion by parameter fit using NN emulating the forward model-Evaluation of indirect measurements [J]. Neural Networks,2007,20(4):479-483.

(下转第 69 页)