

# 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

丛丕福<sup>1,3</sup>, 牛 铮<sup>1</sup>, 曲丽梅<sup>2,3</sup>, 林文鹏<sup>1,3</sup>, 王臣立<sup>1,3</sup>

(1.中国科学院 遥感应用研究所 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101; 2.中国科学院 海洋研究所, 山东 青岛 266071; 3.中国科学院 研究生院, 北京 100100)

**摘要:** 水体中的悬浮物是评价海洋水质的重要指标之一。采用卫星遥感方法可以获得大范围连续的悬浮物质量浓度。以 1999 年 5 月 10 日大连湾海上现场-卫星同步实验数据为基础, 采用神经网络模型技术模拟了陆地卫星 TM 传感器中心波长分别为 485,560 和 660nm 3 个波段的辐射亮度值与在该海域现场获取的悬浮物质量浓度之间的传递机理。以 TM 图像的 3 个可见光波段作为输入的神经网络模型的相关系数达 0.79, 在反演海水表层悬浮物质量浓度方面比传统的统计分析方法表现要好。这说明神经网络方法在模拟非线性关系进行遥感反演方面更具应用前景。

**关键词:** 神经网络; 悬浮物质量浓度; TM(专题制图仪); 模型

**中图分类号:** P715;TP751 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-3096(2005)04-0031-05

水体中悬浮物的含量大小直接影响水体透明度、浑浊度和水色等光学性质, 也影响水生生态条件和河口海岸带冲淤变化过程<sup>[1]</sup>。遥感定量反演技术能获取大范围连续的悬浮物含量信息, 克服了常规方法的不足。近年来, 各国的遥感工作者相继建立了一些有效的悬浮物特别是悬浮泥沙的估算模式。如 Tassan<sup>[2]</sup>认为用 TM 数据可以反演出在 0.2~5.0 mg/m<sup>3</sup> 范围内悬浮物的定量信息, 并利用 SeaWiFS 数据反演出海岸带水体的悬浮物质量浓度<sup>[3]</sup>。国内黎夏<sup>[4]</sup>、李京<sup>[5,6]</sup>和李四海<sup>[7]</sup>等分别利用 TM, AVHRR 和 SeaWiFS 等卫星数据进行了悬浮物质的遥感定量研究。但是, 由于水体要素很多呈现非线性关系, 而这些方法基本上都是利用统计分析模型, 因此在模型的精度和普适性上还难以完全满足需要。

大连湾海域是一个赤潮多发区, 属于二类水体。及时掌握大连湾海域悬浮物的分布情况, 对海洋生态环境研究具有十分重要的研究价值。以大连湾为研究区域, 采用神经网络方法直接模拟悬浮物质量浓度与卫星 TM 图像辐亮度函数之间的关系, 来建立悬浮物

质量浓度反演模型。并和统计分析模型进行了比较, 结果表明神经网络方法在利用卫星遥感反演二类水体中的悬浮物质量浓度方面确有其优越性。

## 1 数据获取与处理

### 1.1 研究区概况

大连湾是一个半封闭型天然海湾, 总面积约 174km<sup>2</sup>, 岸线长约 125km, 湾口朝向东南, 宽约 11km。

收稿日期: 2004-07-09; 修回日期: 2005-01-06

基金项目: 中国科学院知识创新工程重大项目 (KZCX1-SW-01-02); 国家重点基础研究发展规划项目 (G2000077902)

作者简介: 丛丕福(1972-), 男, 辽宁大连人, 博士生, 研究方向: 全球变化和遥感应用研究, E-mail: Transco@sohu.com

该湾水深自西向东南递增, 5~15m 等深线占据着海湾大部区域。潮流性质属非正规半日潮流, 湾内最大流速一般为 20~40cm/s。湾口余流流速一般为 10cm/s, 湾内流速为 4cm/s 左右。老虎滩海洋站观测到的平均波高 0.4~0.5m。该站多年海水平均温度为 11.2℃, 最高值为 26.2℃。湾内无常年性径流输入, 入海河流短, 最长约为 10 km, 现多为排污河。

大连湾的浮游植物有 151 种, 包括硅藻、甲藻和金藻。总生物量的变化为双峰型, 2, 10 月为高峰期, 2 月最高, 7 月最低, 湾口及中部较高, 臭水套、甜水套海区较低<sup>[8]</sup>。大连湾环境污染严重。是容纳大连市工业废水和生活污水的主要海域。据 1992 年调查, 该湾沿岸有 62 个排污口, 其中大多数为重点工业污染源废水排污口, 排入的废水为 3.3 亿 t。海湾水体主要污染物为 COD、无机氮、油类和无机磷等。

### 1.2 现场数据获取

为了获得必要的输入输出数据, 以训练神经网络, 必须有与卫星同步的现场数据。作者所采用的现场数据是 1999 年 5 月 10 日国家海洋局海洋环境保护研究所在大连湾进行卫星遥感和海面测量同步实验时所获得的数据。当天陆地卫星 Landsat 在大连湾过境的时间为北京时间上午 10 时。现场工作用两条船在大连湾内和大连南部海域同步进行。现场取样和光谱测量工作时间 9:00~15:00。

图 1 表示了大连湾内及其南部海域 A, B 两条航线采用 GPS 定位的取样站位。A 线由湾内绕过三山岛外再返回湾内, 共 15 个站位; B 航线由棒槌岛外沿海路方向至马栏河口外再向南至小平岛方向, 共 13 个站位。合计 28 个测站。每个站位取表层水样和浮游生物样, 操作遵循海洋调查规范, 水样分析项目为悬浮物、亚硝酸氮、硝酸氮、铵氮、活性磷酸盐、溶解氧、化学耗氧量、浊度、盐度、pH 值、水温、透明度和水色; 生物分析项目为叶绿素 a、叶绿素 b、叶绿素 c 和浮游生物量。

### 1.3 卫星图像选择

目前, 陆地资源卫星的 MSS、TM 影像和 NOAA 系列卫星的 AVHRR 影像已成为海洋环境污染监测的主要信息源。利用低成本和高时间分辨率的 AVHRR 影像可进行大面积识别, 而 Landsat 的 TM 影像多波段和高空间分辨率的特点可识别海洋表面的细节<sup>[9]</sup>, 更有利于海洋污染水体的特征的基础性研究和相关性模型的建立。因此, 作者采用 Landsat 的 TM 影像为研究对象。

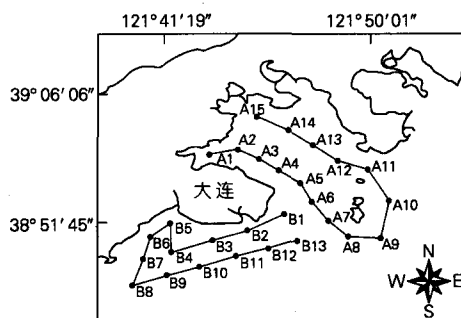


图 1 大连湾内和南部海域的取样站位

Fig.1 A location map of sampling station in the Dalian Bay

### 1.4 TM 图像的校正与处理

对 TM 图像, 首先进行几何粗校正, 然后选取大连湾周围的地面控制点或标志性的海上构筑物作为几何精校正的控制点, 校正后精度优于 0.5 个像元。由于 TM 图像传感器获得的辐射值是离水辐射值与大气效应形成的辐射值之和。大气散射一般均匀分布于整个图幅。对于非常低的初级生产力的水域, 如大洋中部或贫营养湖区, 可见光和近红外波段图像中所有的入射辐射量全被水体吸收, 因而 TM 图像上的辐射量就是来自大气的辐射量。这些区域内的像元含有这景图像的最低值, 在大连湾幅, 这些最低值分布在黄海中部。将每个波段的最低值从整个波段上减去, 以消除大气散射的影响。由于 TM 图像的 7 波段海陆辐射亮度值差别较大, 因此选用 7 波段作掩膜(mask)处理, 获得 7 个波段掩膜后的图像。然后利用海上站位的定位坐标提取各像元点周围 8 个点的辐射平均值, 通过这些过程获得的 8bit 辐射特征值将用于神经网络的分析工作。

## 2 神经网络模型技术

### 2.1 神经网络模型

神经网络起源于对人脑功能的模拟, 类似于生物神经系统单元, 它由许多并行运算的简单单元组成<sup>[10]</sup>。具有集体运算和自适应学习能力, 善于联想、综合和推广。运用网络模型可实现函数逼近、数据聚类、模式分类、优化计算等功能。经多种模型的实验

对照作者采用多层、反向传播的神经网络方法。它是在输入与输出层之间增加若干层（一层或多层）神经元，这些神经元称为隐单元，它们与外界没直接联系，但其状态的改变，则能影响输入与输出之间的关系。各个神经元的输入与输出关系的活跃函数是  $f$ ，则各变量之间的关系为：

$$V_i^k = f(u_i^k) \quad (1)$$

$$u_i^k = \sum W_{ij} V_j^{k-1} \quad (2)$$

其中  $u_i^k$  为第  $k$  层  $i$  单元输入的总和， $V_i^k$  为输出的总和， $W_{ij}$  为由  $k-1$  层的第  $j$  个神经元到  $k$  层的第  $i$  个神经元的连结权值。

定义误差函数  $r$  为期望输出与实际输出之差的平方和：

$$r = \frac{1}{2} \sum_j (V_j^m - y_j)^2 \quad (3)$$

式中  $y_j$  是输出层第  $j$  个神经元的期望输出， $V_j^m$  是实际的输出。由上式可得多层网络的训练方法是将某一样本加到输入层，这时，按前传法则，它将逐个影响下一层的状态，最终得到一个输出  $V_j^m$ ，如果这个输出与期望值不符，就产生误差信号，然后通过如下公式改变权值：

$$\Delta W_{ij} = -\varepsilon \cdot d_j^k V_j^{k-1} \quad (4)$$

其中  $d_j^k$  为  $k$  层的误差信号。为改善收敛特性，可采用权值更新量  $\Delta W_{ij}$  的修正公式：

$$\Delta W_{ij}(t+1) = -\varepsilon \cdot d_j^k V_j^{k-1} + a \Delta W_{ij}(t) \quad (5)$$

即后一次的权值更新适当考虑到上一次的权值更新值。其中  $a$  为动量因子，当学习步长取  $\varepsilon = 0.1 \sim 0.4$  时， $a$  可取  $0.7 \sim 0.9$ ，视实际情况而定。

## 2.2 神经网络结构

神经网络是由解决一定问题的神经元组成<sup>[11]</sup>。作者采用的神经网络结构（图 2）。每个输入节点代表一个 TM 可见光波段。输入层分别由中心波长为 485, 560 和 660nm 的 TM 的 3 个波段组成。输入层的值分发到隐藏层的每个神经元，并在此进行运算。隐藏层的输出值再次成为输出层的输入，并再次进行

计算，输出层的输出将是我们最终感兴趣的参数值。

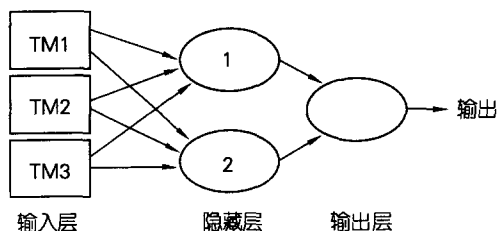


图 2 本研究使用的神经网络结构

Fig.2 The ANN constructure used in this paper

较复杂的函数可以用带有隐藏层的神经网络来表达，隐藏层的节点数由函数的复杂程度决定。网络需要足够的神经元去模拟函数。但过多神经元将导致训练时间的增加和过激。过激表示神经网络在训练过程中不仅学习了正确的参数而且也学习了信号噪声，使之实际应用时性能反而降低。通过实验，采用适宜神经元数模拟传递函数，训练前的相互关联的节点的权重随机产生。

## 2.3 网络训练

训练数据由现场实测值和同步的 TM 卫星图像的辐射亮度值组成。对于训练样品数量没有明确要求，但既要保障有足够的样品用于神经网络学习辨识传递函数，又要综合考虑节点数和实际要求<sup>[12]</sup>。作者采用现场实测值和与 LANDSAT TM 卫星同步的图像辐射亮度值共 14 组训练样品，并用一种简单的交插验证法来检验训练结果的算法满意度，在训练样品中用 11 组样品用于训练学习，用余下 3 组进行验证实验，经过训练如果输入验证组样品能够给出正确结果，神经网络就被认为满意，否则认为神经网络学习神经网络经过训练，整个 TM 图像通过神经网络计算。当整个 TM 图像作为输入时，神经网络输出图像的每个像元点代表的将是水体考察因素讨论指标。

## 3 结果与讨论

### 3.1 神经网络结果

通过反复训练和用已知数据来进行仿真验证计算，确定最终控制参数权值  $w$ 、阈值  $b$ ，用以整个图像的神经网络计算。表 1 给出了用于神经网络计算的最终权值和阈值。

表 1 神经网络模型控制参数

Tab. 1 Value of the weights, biases

参数		1	2	3	4	5
权值	$w_1$	0.42	0.31	0.06	-0.52	-1.98
	$w_2$	-4.15	3.08	7.33	-6.21	10.11
	$w_3$	0.56	-0.85	0.14	-0.63	0.11
阈值	$b_1$	-0.35	1.25	2.451	1.52	0.22
	$b_2$	-6.84	3.12	5.12	-9.22	14.33
	$b_3$	1.65	-	-	-	-

图 3 为经过神经网络分析计算求得的大连湾悬浮物质量浓度分布图。

从图 3 中可清晰反映出悬浮物质量浓度高低的变化。悬浮物质量浓度变化于 0.8~17.2 mg/L 之间。总的来看, 悬浮物质量浓度的分布是近岸高, 远海低, 没有形成明显的低值区。甜水套-臭水套--大连港一带的海域的值较高 (8.7~14.8mg/L), 寺儿沟外至老虎滩近海的值也相对较高 (6.5~10.2mg/L); 滨海路南侧海域的悬浮物值相对不高 (4.3~7.2mg/L)。大连湾中部的悬浮物质量浓度值相对较低 4.8mg/L。三山岛东南部海域的悬浮物质量浓度( 5.8~7.8mg/L )要高于其西南部海域 3.8mg/L。

### 3.2 回归分析计算与比较

除了利用神经网络方法来建立模型之外, 再运用统计方法来对这些卫星和现场数据进行分析计算, 建立回归模型。首先对不同的波段和它们之间的比值进行线性和非线性的回归计算, 以发现较优组合。经比较选择, 作者采用两种回归方法进行分析。

一种以 TM 图像的 1, 2, 3 波段辐射亮度为自变量, 悬浮物质量浓度  $S$  为因变量。其算法如下:

$$S = 1.793W_{TM1} - 0.627W_{TM2} - 0.497W_{TM3} + 15.115 \quad (6)$$

另外还以 TM3 及 TM2 两个波段辐射亮度的比值为自变量, 悬浮物质量浓度为因变量进行了回归分析, 其算法如下:

$$1g S = 2.551 + 2.7381g (W_{TM3} / W_{TM2}) \quad (7)$$

上述两种算法其相关系数分别为 0.44, 0.56。残差平方和分别为 14.12, 12.78。由此可见, 描述悬浮物质量浓度和 TM 图像辐射亮度值之间的关系用回归分析方法并不十分理想。这可能是由于采样错误、采样点数量的不足或采样点与 TM 图像点站位匹配错误等原因所导致的误差。但主要的误差来源是线性模型对这种非线性的信息传递机理进行了线性回归。对于具有已知的线性和非线性关系的信息传递机理,

回归分析是可行的。但对于质量浓度波动范围较大的悬浮物质量浓度, 线性或非线性回归算法不能精确地模拟现场和卫星观测二者之间的关系。

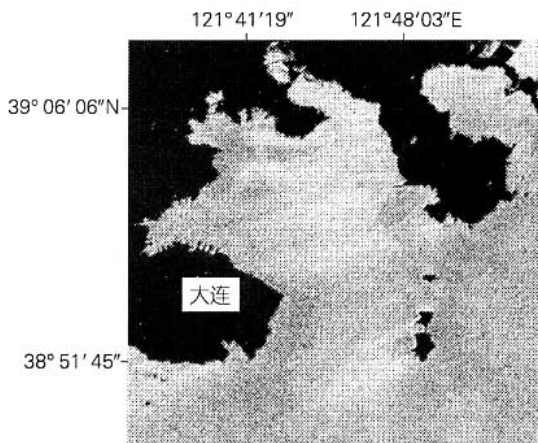


图 3 大连湾表层悬浮物质量浓度分布

Fig.3 Distribution of the suspended sediment concentration on the surface of the Dalian Bay

把神经网络与回归分析方法比较, 可知神经网络是经系统训练并模拟得到悬浮物质量浓度值, 其预测值与实测值之间的相关程度较高, 相关系数为 0.79, 残差平方和为 7.64。因此可见, 神经网络系统对这个问题的解决更具优越性。

## 4 结论

尽管回归分析在线性和已知的非线性传递函数分析中更简单实用, 但神经网络在确定非线性的传递函数比传统的回归分析更理想。结果表明: (1) 神经网络由于其独特的结构和功能, 在确定悬浮物质量浓度和 TM 图像辐射亮度值之间的传递函数模型方面可以取得令人满意结果的。(2) 因为各地区的地理气象水文等各方面情况均有差异, 但神经网络法作为一种模拟传递函数的方法, 还是可以普遍应用的, 尽管他们的结构可能会有所不同。(3) 由于卫星同步试验对天气和采样时间要求很严, 因此要获取大量与卫星同步的现场数据十分困难。这对于神经网络模型的训练有较大的影响。如何获得更多的现场同步数据, 进一步提高神经网络模型精度是一个亟待解决的问题。

致谢: 赵冬至研究员和张丰收为本文完成提供了重要帮助, 在此表示衷心感谢。

参考文献:

- [1] 马嵩乃. 遥感信息模型[M]. 北京: 北京大学出版社, 1997.
- [2] Tassan S. Evaluation of the potential of the Thematic Mapper for marine application[J]. *Int J Remote Sens*, 1987, 8(10): 1 455 - 1 478.
- [3] Tassan S. Local algorithms using SeaWiFS data for the retrieval of phytoplankton, suspended sediment, and yellow substance in coastal waters[J]. *Appl Optics*, 1994, 33(12): 2 369 - 2 378.
- [4] 黎夏. 悬浮泥沙遥感定量的统一模式及其在珠江口中的应用[J]. *环境遥感*, 1992, 57 (2) : 107 - 113.
- [5] 李京. 利用 NOAA 卫星的 AVHRR 数据监测杭州湾海域的悬浮泥沙含量[J]. *海洋学报*, 1987, 9(1): 132 - 135.
- [6] 李京. 水域悬浮固体含量的遥感定量研究[J]. *环境科学学报*, 1986, 6 (2) : 166 - 173.
- [7] 李四海, 唐军武, 恽才兴. 河口悬浮泥沙浓度 SeaWiFS 遥感定量模式研究[J]. *海洋学报*, 2002, 24(2): 51 - 58.
- [8] 中国海湾志编撰委员会. 中国海湾志· 第一分册(辽东半岛东部海湾) [M]. 北京: 海洋出版社, 1991.
- [9] Mertes L A K, Smith M O, Adams J B. Estimating suspended sediment concentration in surface waters of the Amazon River wetlands from Landsat images[J]. *Remote Sen Environment*, 1993, 43: 281 - 301..
- [10] 施阳, 李俊, 王惠刚, 等. MATLAB 语言工具箱[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1999..
- [11] 张亭禄, 贺明霞. 基于人工神经网络的一类水域叶绿素-a 质量浓度反演方法[J]. *遥感学报*, 2002, 6 (1) : 40 - 44.
- [12] Keiner L E, Yan X H. A neural network model for estimating sea surface chlorophyll and sediments from thematic mapper imagery[J]. *Remote Sen Environment*, 1998, 66(2): 153 - 165.

## Retrieval of suspended sediment concentration in Dalian Bay on basis of neural network model and TM imagery

CONG Pi-fu<sup>1</sup>, NIU Zheng<sup>1</sup>, QU Li-mei<sup>2,3</sup>, LIN Wen-peng<sup>1</sup>, WANG Chen-li<sup>1</sup>

(1. State Key Laboratory of Remote Sensing Sciences, Institute of Remote Sensing Applications, the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China; 2. Institute of Oceanology, the Chinese Academy of Sciences, Qingdao 266071, China; 3. Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100100, China)

Received: Jul, 9, 2004

Key words: neural network; TM; retrieval; Dalian Bay; suspended sediment

**Abstract:** Suspended sediment concentration is important for assessment of water quality in oceans. Remote sensing can provide large-scale and continuous suspended sediment concentration information. On the basis of satellite and synchronous *in situ* measurement data, Neural network was constructed to model the transfer function between *in situ* suspended sediment concentration and the radiances of 3 TM bands whose center-wavelengths are 485nm, 560nm, and 660nm respectively. The correlation coefficient of neural network model with 3 visible-light bands as inputs is 0.79. It performs better than statistic models in retrieving surface suspended sediment concentration. It is shown that neural network is promising in modeling non-linear function in remote sensing retrieval.

(本文编辑: 刘珊珊)