

基于 MERIS 数据的渤海海表盐度反演

青松^{1,2} 张杰³ 包玉海²

¹ 内蒙古师范大学地理科学学院, 内蒙古 呼和浩特 010022

² 内蒙古师范大学遥感与地理信息系统重点实验室, 内蒙古 呼和浩特 010022

³ 国家海洋局第一海洋研究所, 山东 青岛 266061

摘要 盐度是重要的物理海洋参数, 会影响海洋许多过程。基于渤海实测的海表盐度和 MERIS 卫星获取的遥感反射率数据, 建立并检验了一种多元线性模型和人工神经网络模型。经检验, 两种模型的反演均方根误差分别为 0.858 psu 和 0.689 psu (psu 为实用盐度单位), 对应的相关系数分别为 $R^2 = 0.81$ 和 $R^2 = 0.82$ 。将模型应用于 MERIS 遥感数据, 获取了渤海海表盐度图, 能够体现渤海海表盐度的空间分布情况。两种模型均可适用于多光谱遥感数据。

关键词 海洋光学; 海表盐度; 渤海; 反演; MERIS; 回归模型; 神经网络

中图分类号 O433.4 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/LOP50.120102

Retrieval of Sea Surface Salinity with MERIS in the Bohai Sea

Qing Song^{1,2} Zhang Jie³ Bao Yuhai²

¹ College of Geographical Science, Inner Mongolia Normal University,
Huhhot, Inner Mongolia 010022, China

² Key Laboratory of Remote Sensing and Geography Information System, Inner Mongolia
Normal University, Huhhot, Inner Mongolia 010022, China

³ The First Institute of Oceanography, State Oceanic Administration, Qingdao, Shandong 266061, China

Abstract Salinity is an important physical oceanographic parameter which influences many processes in the ocean. A multi-linear regression model and artificial neural network are developed for sea surface salinity and tested against *in situ* measurements in the Bohai Sea. The models are validated by *in situ* data. The root mean square errors are 0.858 psu and 0.689 psu (psu stands for practical salinity unit) with the correlation coefficients of $R^2 = 0.81$ and $R^2 = 0.82$, respectively. Then the model is applied to MERIS data to derive sea surface salinity map which can generally characterize the spatial pattern of sea surface salinity of the Bohai Sea. Both models are suitable for multi-spectral remote sensing data.

Key words oceanic optics; sea surface salinity; Bohai Sea; retrieval; MERIS; regression model; neural network

OCIS codes 010.4450; 280.4788; 300.6550

1 引言

盐度是一种重要的物理海洋参数, 影响海洋中许多生物物理化学过程^[1]。船舶走航和浮标等现场观测费时费力且成本高; 而卫星遥感的大面积、实时的优势, 有利于进行海表盐度的观测。

盐度的研究一直受到人们的关注。在已有的研究中, 尝试利用线性回归算法和神经网络模型研究盐度反演问题的居多。线性回归模型简便、计算速度快, 因而易应用于遥感反演研究; 而神经网络模型的非线性拟合能力强、学习规则简单, 便于计算机实现, 因此广泛应用于很多领域的研究。1982年, Khorram^[2]首次基于 Landsat MSS 数据, 发展了海表盐度 (SSS) 的多元线性模型。Marghany 等^[3-4]建立了基于 MODIS 数据的海表盐度多元线性回归模型。更近一步地, Marghany 等^[5]建立了 Box-Jenkins 盐度反演算法, 并将算

收稿日期: 2013-07-28; 收到修改稿日期: 2013-09-26; 网络出版日期: 2013-11-08

基金项目: 国家自然科学基金(61265008)、内蒙古自然科学基金(2012MS0608)、国家 863 计划(2007AA092102)

作者简介: 青松(1982—), 男, 博士, 讲师, 主要从事湖泊光学与水色遥感等方面的研究。E-mail: chrissps27@126.com

法应用于时间序列的 MODIS 数据。在最近的研究中, Geiger 等^[6]利用神经网络模型和 MODIS 1km 数据, 反演了亚特兰大沿海区域海表面盐度。而 Urquhart 等^[7]发展了 8 种统计算法, 利用 MODIS/Aqua 数据反演了切萨皮克湾海表盐度。

渤海的半封闭性区域特征导致海水交换缓慢, 海水盐度变化复杂。目前渤海海水盐度遥感研究较少。本文基于 Qing 等^[8]的研究工作, 针对欧洲空间局(ESA)的 MERIS 卫星遥感数据的可见光波段设置, 建立多元线性统计模型和人工神经网络(ANN)模型, 并试图利用 MERIS 数据反演渤海海表盐度。

2 数据来源

共收集 53 组与 MERIS Level 2 遥感数据时空匹配的海表盐度数据。盐度数据为 2007 年 1 月、9 月与 2009 年 5 月、10 月在渤海电导率、温度和深度(CTD)测量得到的, 站位分布如图 1(a)所示。利用 Qing 等^[9]提取了时空匹配的 MERIS 数据遥感反射率 R_{rs} 。

选取无云雾遮挡的 MERIS 数据, 提取与实测数据站位匹配的 $3 \text{ pixel} \times 3 \text{ pixel}$ 的反射率, 时间窗口为 6 h; 计算 9 个像元反射率的平均值和标准差, 并剔除反射率值在均值 ± 1.5 倍标准差范围以外的像元; 若剩余像元数大于等于 5, 则计算其平均值。获取的 MERIS R_{rs} 如图 1(b)所示。

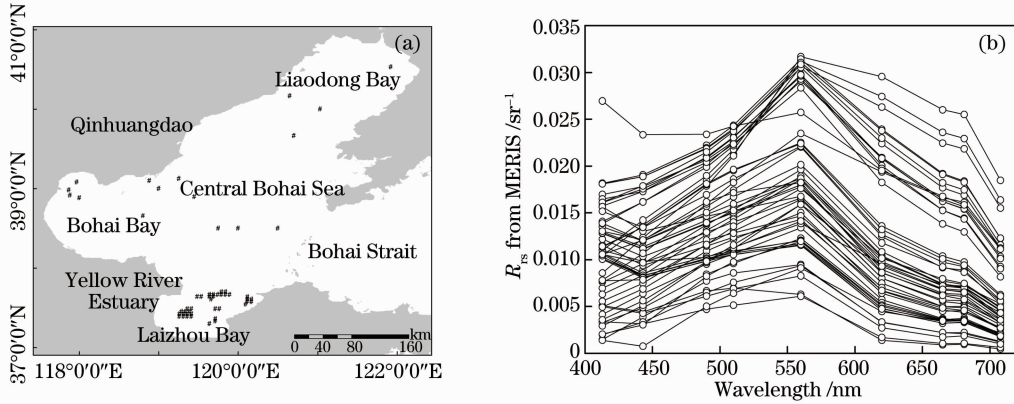


图 1 (a) 时空匹配的 SSS 和 MERIS 数据站位; (b) MERIS 获取的遥感反射率

Fig. 1 (a) Spatio-temporal matched SSS and MERIS data locations; (b) remote sensing reflectance from MERIS data

3 方法

本文试图针对 MERIS 数据的波段设置, 发展多元线性统计模型和人工神经网络模型, 并将算法应用于遥感数据, 分析渤海海表盐度的空间分布特征。

3.1 多元线性统计算法

选取 MERIS 数据可见光范围的 9 个波段(413 nm, 443 nm, 490 nm, 510 nm, 560 nm, 620 nm, 665 nm, 681 nm 和 708 nm)遥感反射率 R_{rs} 作为多元线性模型的自变量, 而模型因变量为对数转换的海表盐度 $\lg(S)$ 。多元回归模型形式由

$$\lg(S) = a_1 \cdot R_{rs}(413) + a_2 \cdot R_{rs}(443) + a_3 \cdot R_{rs}(490) + a_4 \cdot R_{rs}(510) + a_5 \cdot R_{rs}(560) + a_6 \cdot R_{rs}(620) + a_7 \cdot R_{rs}(665) + a_8 \cdot R_{rs}(681) + a_9 \cdot R_{rs}(708) + b \quad (1)$$

确定。可利用最小二乘法, 回归确定模型参数 a 和 b 。为了模型的精度检验, 应用 LOOCV 精度检验方法^[10], 即第一个样本作为精度验证数据, 其余 52 组数据作为训练样本; 之后第二个样本作为验证数据, 其余数据作为训练样本; 该迭代过程进行到最后一个样本作为精度检验数据为止。这个过程中会产生一系列的 a, b , 相关系数 R^2 和 SSS 反演值。模型精度由均方根误差(RMSE)来评价:

$$E_{RMS} = \left[\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2 / N \right]^{0.5}, \quad (2)$$

式中 x_i 和 y_i 分别代表实测和反演的 SSS 值, N 为样本数。

3.2 神经网络模型

神经网络是一种基于数学统计方法的、由大量神经元联接构成的运算模型。神经网络输入为 MERIS 数据 9 个波段的遥感反射率,通过神经元的随机组合与训练最终输出海表盐度。本文利用联想 Intel Core i7 CPU、4GB 内存电脑,基于 Matlab 环境中的 newff 神经网络,实现了海表盐度的反演。利用 LOOCV 方法构建和检验神经网络模型。模型精度检验指标为 RMSE。

4 结果与讨论

4.1 线性统计算法

通过 LOOCV 程序,多元线性回归模型中共产生 53 组 a, b 和 R^2 值,其均值、中值和标准差统计结果见表 1。图 2 中对比了实测盐度值和由线性回归模型反演得到的盐度值。散点较好地分布于 1:1 线周围,表明反演结果较好, RMSE 为 0.858 psu (psu 为实用盐度单位, $N=53, R^2=0.81$), 反演精度优于 Qing 等^[8]的结果。

表 1 多元线性回归模型的参数统计

Table 1 Statistics for multi-linear regression model parameters

	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7	a_8	a_9	b	R^2
Mean	-4.241	1.704	4.52	13.343	-12.568	1.08	-7.032	-19.401	33.028	1.502	0.90
Median	-4.221	1.53	4.66	13.32	-12.613	1.08	-6.5615	-19.519	33.234	1.502	0.90
standard deviation	0.58	2.09	3.13	2.72	0.81	2.47	3.50	3.91	1.91	0.003	0.00

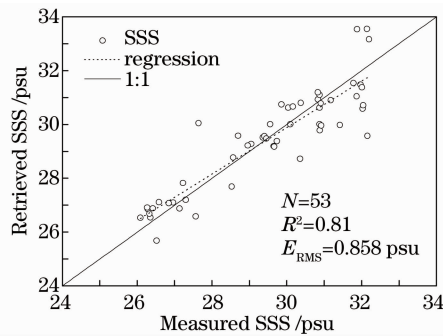


图 2 多元线性模型反演的 SSS 与实测数据的对比

Fig. 2 Comparison between *in situ* measured and retrieved SSS from multi-linear model

4.2 神经网络算法

尝试了不同数量的神经元和隐藏层情况下的海表盐度模拟,表 2 列出双层结构,隐含层有 5 个神经元的网络模型的输入层到隐含层的权重、隐含层到输出层的权重、隐含层的阈值和输出层的阈值。图 3 为反演海表盐度与其实测值之间的对比情况。可以看出神经网络反演的结果较好,优于多元线性回归算法的反演结果,均方根误差为 0.689 psu (大于 0.858 psu, $N=53, R^2=0.82$)。相比于线性回归模型,神经网络模型的反演精度高,但计算速度较慢。

表 2 人工神经网络模型的权重值与阈值

Table 2 Weights and thresholds for ANN

Weights between input layer and hidden layer									
-27.14	57.64	-31.92	-39.89	-36.21	-55.71	-54.85	-109.82	-71.42	
-14.62	-39.56	61.61	49.45	66.99	86.53	52.14	-33.54	-2.80	
71.87	-112.09	-16.10	-42.10	102.70	-11.27	70.52	-52.36	-10.97	
-54.16	-77.75	-78.67	57.41	-56.49	-49.83	-21.86	38.33	-80.97	
89.76	-100.79	48.77	-27.54	-36.23	0.80	-6.20	-70.86	4.45	
Weights between hidden layer and output layer									
0.02		0.03		-9.86		0.01		-0.56	
Thresholds for hidden layer									
4.95		-3.41		-3.48		1.57		4.22	
Threshold for output layer					-7.76				

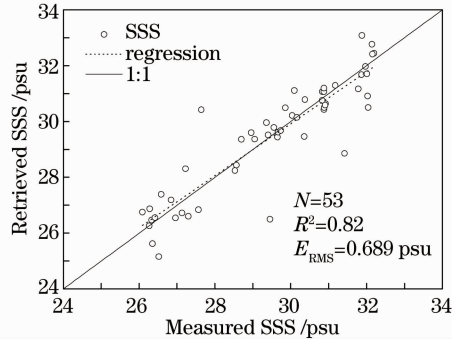


图3 神经网络反演的 SSS 与实测数据的对比

Fig. 3 Comparison between *in situ* measured and retrieved SSS from ANN model

本文发展的两种模型是针对 MERIS 数据的可见光波段建立的,因此适当调整均可以应用于 MODIS、SeaWiFS 等其他多光谱遥感数据。

4.3 模型遥感应用

模型应用于 2009 年 10 月 14 日渤海 MERIS Level 2 遥感数据,获取了海表盐度空间分布图,如图 4 所示。图中灰色和黑色分别代表陆地和无效像元。从图 4 中可以看出,莱州湾、渤海湾和辽东湾的海表盐度比秦皇岛、渤海中部和渤海海峡盐度低;这种空间变化态势与 Qing 等^[8]的研究结果和现场观测结果^[11]基本一致。由于黄河淡水的影响,莱州湾盐度低,而渤海海峡以及渤海中部受黄海高盐水的影响盐度较高。

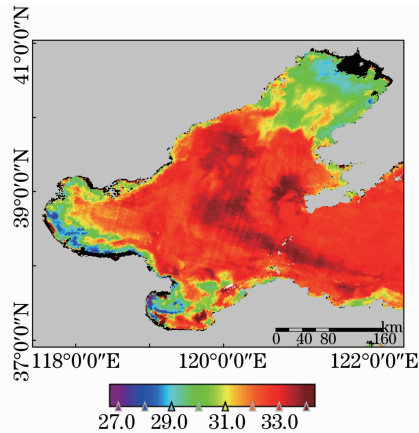


图4 由 2009 年 10 月 14 日渤海 MERIS 数据获取的 SSS 图

Fig. 4 MERIS mapped SSS in the Bohai Sea on October 14, 2009

5 结 论

基于 2007 年 1 月、9 月与 2009 年 5 月、10 月在渤海实测的海表盐度和 MERIS 获取的遥感反射率数据,建立并检验了多元线性模型和神经网络模型。经 LOOCV 方法检验,两种模型反演结果较好,均方根误差分别为 0.858 psu 和 0.689 psu ($R^2=0.81$ 和 $R^2=0.82$)。将模型应用于 MERIS 卫星遥感数据,获取了渤海海表盐度图。MERIS 获取的盐度图能够体现渤海海表盐度的空间分布态势,莱州湾、渤海湾和辽东湾盐度低,而秦皇岛、渤海中部和渤海海峡中的盐度高。本文建立的多元线性统计模型和神经网络模型反演精度高,均可适用于多光谱遥感数据,但是需要更多实测数据加以优化。

参 考 文 献

- 1 Feng Shizuo, Li Fengqi, Li Shaojing. Introduction to Marine Science[M]. Beijing: Higher Education Press, 1999.
冯士筌, 李凤歧, 李少菁, 等. 海洋科学导论[M]. 北京: 高等教育出版社, 1999.
- 2 Khorram S. Remote sensing of salinity in the San Francisco Bay Delta[J]. Remote Sensing of Environment, 1982, 12(1): 15-22.

- 3 Marghany M, Hashim M, Cracknell A P. Modeling sea surface salinity from MODIS satellite data[C]. LNCS, 2010, 6016: 545—556.
- 4 Wong M, Kwan S H L, Young J K, *et al.*. Modeling of suspended solids and sea surface salinity in Hong Kong using Aqua/MODIS satellite images[J]. Korean J Remote Sensing, 2007, 23(3): 161—169.
- 5 Marghany M, Hashim M. Retrieving seasonal sea surface salinity from MODIS satellite data using a Box-Jenkins algorithm [C]. Vancouver: IGARSS 2011. 2017—2020.
- 6 Geiger E F, Grossi M D, Trembanis A C, *et al.*. Satellite—derived coastal ocean and estuarine salinity in the Mid-Atlantic [J]. Continental Shelf Research, 2013, 63(suppl): s235—s242.
- 7 Urquhart E A, Zaitchik B F, Hoffman M J, *et al.*. Remotely sensed estimates of surface salinity in the Chesapeake Bay: a statistical approach[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 123: 522—531.
- 8 Qing S, Zhang J, Cui T W, *et al.*. Retrieval of sea surface salinity with MERIS and MODIS data in the Bohai Sea[J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 136: 117—125.
- 9 Qing Song, Zhang Jie, Cui Tingwei, *et al.*. Remote sensing retrieval of total absorption coefficient in the Bohai Sea[J]. Chinese J Oceanology and Limnology, 2012, 30(5): 806—813.
- 10 Wang J J, Lu X X. Estimation of suspended sediment concentrations using Terra MODIS: an example from the Lower Yangtze River, China[J]. Science of the Total Environment, 2010, 408(5): 1131—1138.
- 11 Sun Xiangping. Regional Marine of China[M]. Beijing: Marine Press, 2006.
孙湘平. 中国近海区域海洋[M]. 北京: 海洋出版社, 2006.

第十届武汉光博会举办

记者 李洪丹

为期4天的第十届“中国光谷”国际光电子博览会暨第九届中国·湖北产学研合作项目洽谈会于11月5日闭幕。

本届大会围绕“有光,世界才精彩”和“创新·合作·发展”主题,以“聚全球资源,做世界光谷”为展会目标,打造了4大展馆、5大展区(包括激光、数字家庭、光电综合、产学研和国际展区)、11场高峰论坛、4场产学研活动、20场新品发布会、2天“穿越光谷”工业观光活动。现场签约31亿元。大会总展位数达920个,光博会展位数754个,特装比例达75%;来自美、俄、德、英、法、日、韩等10多个国家和地区300余家企业参展;联想、华为、IBM、微软等一批世界500强企业齐聚,国际和知名企业比例达32%。观展人数近4万人(次)。

产学研洽谈方面,高校企业会前实现项目对接1027个,技术交易额3.56亿元,涉及光电子、生物工程、新材料、新能源、高档数控、节能环保等技术领域。大会分别在襄阳、孝感、天门市设立产学研洽谈会分会场。会上有20个股权托管融资项目意向,36个优秀工业设计作品荣获“楚天杯”大奖。

本届光博会迈出了市场化的实质性步伐,通过政府采购方式选择了拥有19年市场专业化运作经验的会展公司——尚格会展股份有限公司,作为光博会展览部分的市场化运营主体,在机制上突破了政府办展的局限性,为市场化运作注入了新的活力。