

文章编号: 1005-0930(2020)05-1108-014 中图分类号: TV142+3; X87 文献标识码: A
doi: 10.16058/j.issn.1005-0930.2020.05.009

填海施工区悬浮物浓度遥感监测方法研究

宋南奇^{1,2}, 王 诺³, 吴 暖³, 林婉妮³

(1. 国家海洋环境监测中心, 渤海研究院, 辽宁 大连 116023; 2. 国家环境保护海洋生态环境整治修复重点实验室, 辽宁 大连 116023; 3. 大连海事大学交通运输工程学院, 辽宁 大连 116026)

摘要: 为探索利用卫星遥感监测填海施工区悬浮物浓度的有效方法, 通过大量现场实测的水质样本和卫星遥感数据对以传统回归算法与神经网络方法建立的反演模型的精度进行了比较分析. 研究发现, 采用神经网络方法得到的反演结果与现场实测水样的相关性最高, 其相关系数达到 0.95, 平均误差仅为 30%; 而传统回归模型的反演精度偏低, 平均误差高达 140%, 这可能是由填海施工区复杂的光学特征造成的. 利用神经网络模型对工程海域悬浮物浓度连续 5 年的遥感监测结果表明: 该海域的悬浮物浓度呈季节性变化, 冬季相对较高, 夏季相对较低; 在空间上呈现距施工区较近处浓度较高、较远处浓度较低的分布格局.

关键词: 填海; 悬浮物; 遥感; 监测; 神经网络; 时空分布

填海施工必然会污染海洋环境, 其中, 影响最为明显的是施工时形成的大量悬浮物^[1-3]. 这些悬浮物在风浪和潮流的带动下漂移扩散, 影响范围不断扩大, 对海洋的生态平衡构成了严重威胁^[4]. 由于工程海域范围广大, 悬浮物浓度多变, 仅以传统的调查船采样方法难以满足监测的需求, 因此研究利用卫星遥感技术监测海洋悬浮物浓度, 对于保护海洋生态具有重要意义.

目前, 海洋悬浮物浓度遥感反演模型主要有经验模型^[5-8]、半经验模型^[9-11]与分析模型^[12-14]. 其中, 经验模型以其简单易用的特性而成为水质遥感反演的主力军. 然而经验模型仍存在一定的局限性: 当所监测海域的光学特性与模型假设相近时, 模型的精度较高; 而当所监测海域的光学特性与模型不符时, 则模型精度将变差. 对于填海工程来说, 施工中产生的悬浮物浓度分布不均、种类多样、粒径大小不同, 而且在水流作用下形态变化极快, 这些特点都会影响到水体的遥感反射率^[15-17], 使得施工区水体的光学特性较自然状态的水体有较大不同, 由此将造成反演模型的精度存在很大的不确定性. 对于上述问题, 构建出适用于海上施工区悬浮物浓度反演的高精度遥感模型十分关键.

从本质上说, 海洋悬浮物浓度的反演属于水体光学特征拟合的参数估计问题^[18]. 由于施工海域水体光学特征复杂, 传统的统计回归算法难以对其进行精确描述, 且易丢失有

收稿日期: 2019-07-26; 修订日期: 2020-06-04

基金项目: 国家自然科学基金项目; 国家海洋软科学项目(JJYX201612-1); 辽宁省科学技术计划项目(012220008)

作者简介: 宋南奇(1990—), 男, 博士. E-mail: snq900126@126.com

通信作者: 王 诺(1954—), 男, 博士, 教授. E-mail: wangnuodlmu@126.com

效信息. 神经网络作为一种有效的非线性函数逼近方法, 近年来在海洋水质遥感领域的应用已开始崭露头角^[19-24], 但该方法能否适用于填海施工海域悬浮物浓度的精确反演还未可知. 基于以上分析, 本文在已有研究的基础上, 尝试利用神经网络方法构建适用于反演填海工程悬浮物浓度的高精度遥感模型, 以求在应用上有所推进.

本文以我国大连市正在建设中的大型机场人工岛填海工程为实例开展研究, 主要工作及贡献如下: ①与卫星数据同步在施工现场采集水样, 获得持续多年的大量实测水质数据; ②基于实测数据与 HJ-CCD 遥感反射率构建了工程海域悬浮物浓度的神经网络反演模型; ③评估传统回归算法与神经网络方法对工程海域悬浮物浓度精确反演的能力; ④揭示大连海上人工岛机场建设过程中悬浮物浓度的时空分布特征. 通过以上研究, 成功地实现了对人工岛填海工程海域悬浮物浓度的有效监测, 为制定相应环境保护方案提供了科学依据, 其成果也可供其他大规模填海工程环境监测借鉴.

1 数据来源及处理

1.1 工程背景

我国大连市在建的机场人工岛距岸 3km, 填海面积约 20km², 工程海域水深 5 ~ 8m, 回填土石方达 $3 \times 10^8 \text{ m}^3$. 在规模上, 这很可能是迄今世界上面积最大、填海土石方最多、建设持续时间最长的海上人工岛建设项目.

在地理上, 填海工程所在的渤海是我国最大的半封闭内海. 据现场调查^[25], 涨潮时工程海域潮流流向基本为 NE 向, 落潮则相反. 工程海域落潮平均流速为 $0.21 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$, 涨潮平均流速为 $0.15 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$. 海域整体流速较小, 平均流速在 $0.12 \sim 0.25 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$, 最大流速在 $0.21 \sim 0.43 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$. 潮流强度随深度增加而有所减弱, 表层流速最大, 底层流速最小. 由于工程海域的水体无法及时与外界进行水交换, 加上沿岸频繁的经济活动, 形成的污染物难以扩散, 为保护海洋环境, 对建设机场人工岛时可能出现的污染进行严密监测与预防是十分必要的.

1.2 工程现场水质取样

根据工程海域流场特征, 本研究以网格形式布设 20 个水质站点, 每个站点之间相距 1km(图 1), 水质样本通过船舶获取, 采样深度为水面下 0.5m, 获取的水样以冷藏箱保存, 同步记录采样的时间、天气和风速等参数. 悬浮物浓度采用称重法测定, 操作过程严格遵守我国水质参数测量的有关规范. 结合工程海域的天气情况与卫星过境时间, 在 2012 ~ 2015 年间对现场共进行了 12 次观测, 获得 240 个水质样本.

1.3 卫星数据与预处理

本文使用的遥感数据为我国环境与灾害监测预报的 HJ-1A 和 HJ-1B 卫星. 两颗卫星轨道完全相同, 相位相差 180°, 均搭载一台 CCD(charge-coupled device) 多光谱可见光相机. 单台 CCD 空间分辨率 30m, 重访周期 4d, 两星重组后重访周期可达 2d. CCD 相机包括蓝光 B1(430 ~ 520nm), 绿光 B2(520 ~ 600nm), 红光 B3(630 ~ 690nm) 和近红外光 B4(760 ~ 900nm) 4 个波段. 本文选择 12 景覆盖工程海域的无云 HJ-CCD 影像用于神经网络模型的训练与测试. 影像采集日期与现场水质采样日期相同, 影像数据来自于我国资源卫星应用中心.

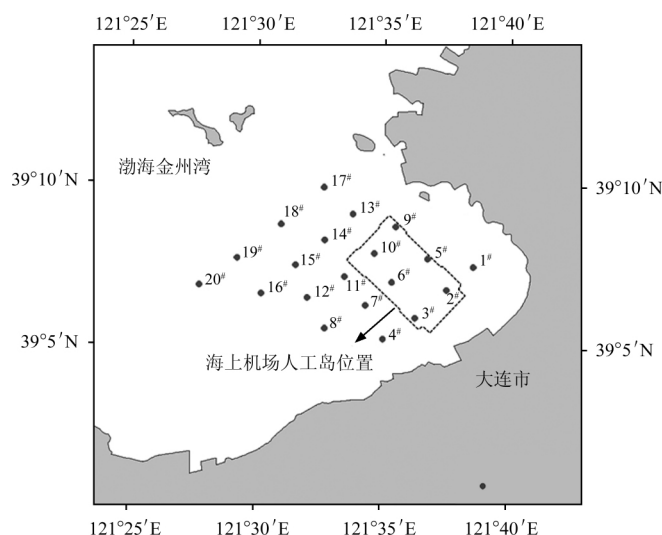


图1 大连海上机场地理位置与采样站点分布

Fig. 1 The location of Dalian offshore airport and in situ sampling stations

在提取遥感反射率之前,对所有数据进行了辐射定标、大气校正和几何校正处理:将所有影像通过 HJ 星 CCD 相机的辐射定标参数从 DN 值(灰度值)转化为辐射亮度值;运用 ENVI 5.2 软件的 FLAASH 模块,结合传感器高度、飞行时间、地面空间分辨率等参数进行大气校正;参照 1:100000 地形图对影像进行初步几何校正,再利用地面实测的 GPS 控制点进行精确几何校正,使影像校正精度小于 1 个像元。

2 分析方法

2.1 匹配分析

鉴于卫星过境时间极短,能与之精确匹配的采样站点较少,因此,需设定一个时间窗口,并假定在该时间窗口内卫星数据的获取与样本采集过程同步。时间窗口的大小对于反演结果影响明显:时间窗口过大将增加遥感反演结果的不确定性,过小会导致大量数据被忽略。Bailey 等^[26]认为开阔大洋水体的时间窗口可设定为卫星过境前后 3h。相比于大洋水体,施工产生的悬浮物受潮汐、风浪等因素的影响,悬浮物形态变化更快,因此所设的时间窗口必须小于开阔大洋。有鉴于此,本文将时间窗口设定为卫星过境前后的 1.5h,以此筛选采集的水质样本。

施工过程中,现场作业的施工船舶可能会成为图像上的噪声信息。为减弱此类噪声对遥感反射率的影响,本文以水质采样站点周围像元反射率的平均值作为该点的遥感反射率,从而达到平滑图像、消除噪声的目的。通过对采样站点周围 3×3 、 5×5 、 7×7 和 9×9 像元进行试算,结果显示遥感反射率在 5×5 时基本稳定,不随阵列的增大而显著变化。由此,本文取采样点周围 5×5 像元反射率的平均值作为该点的遥感反射率。

2.2 BP 神经网络结构

本文采用 BP 神经网络模型反演工程海域的悬浮物浓度。神经网络的结构主要由输

入与输出参数间的映射关系决定,因此选择合适的输入和输出参数是确定神经网络结构的重要环节.在已有研究中,有较多探索反演海洋悬浮物浓度最优波段的成果,如 Tian 等^[27]、Wu 等^[28]和 Sravanthi 等^[29]认为红绿波段与悬浮物浓度相关性较高; Dogliotti 等^[30]、Cai 等^[31]和 Doxaran 等^[32]利用近红外波段成功反演了海洋悬浮物浓度等等.尽管研究表明近红外波段可用于海洋悬浮物浓度遥感模型的构建,但本文的研究对象属于中低浑浊海水(悬浮物平均浓度低于 $35\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$),水体散射作用较弱,对近红外波段的吸收作用较强,因而近红外波段信噪比较低,影响反演精度.通过 HJ-CCD 近红外波段遥感反射率与实测悬浮物浓度的对比分析,发现二者之间的相关性极低,不适合构建工程海域悬浮物浓度反演模型.基于上述考虑,本文选用 HJ-CCD 前 3 个波段的遥感反射率作为神经网络模型的输入,以相应的悬浮物浓度为输出,将双曲正切函数和线性函数作为隐含层和输出层的传递函数. BP 神经网络基本结构见图 2.

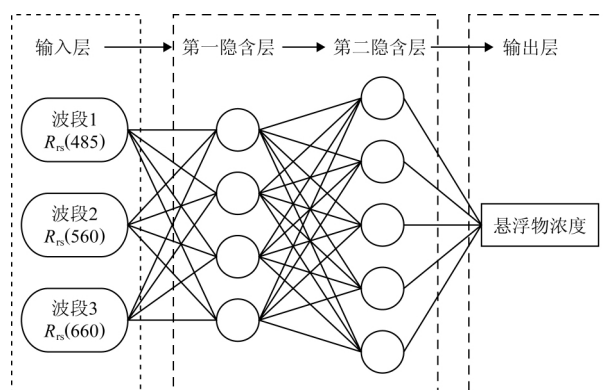


图 2 工程海域悬浮物浓度反演的 BP 神经网络模型

Fig. 2 Basic architecture of the ANN model used for the offshore construction waters

2.3 模型精度评估

本文采用均方根误差 ($RMSE$) 和相对误差 (RE) 来评估模型的反演精度. 计算公式如下

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{\text{mod } i} - x_{\text{obs } i})^2} \quad (1)$$

$$RE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_{\text{mod } i} - x_{\text{obs } i}}{x_{\text{obs } i}} \right| \quad (2)$$

式中: $x_{\text{mod } i}$ 为第 i 个实测站点的计算值; $x_{\text{obs } i}$ 为第 i 个实测站点的实测值; n 表示实测站点的个数.

3 结果与讨论

3.1 实测悬浮物浓度分析

以前文设定的时间窗口对现场采集的水质样本进行筛选,得到可用于模型训练与测试的水质样本 210 个.经实验室测定,实测悬浮物浓度变化范围为 $0.8 \sim 76.2\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$,平均值为 $19.3\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$.将样本数据分为训练集和测试集,其中,训练集选自 2012 年 3 月 27

日、9月10日、11月27日,2013年4月19日、8月11日、10月28日,2014年4月24日、11月26日获得的水质样本,共计132个;测试集选自2013年12月5日,2014年6月24日、9月11日以及2015年4月22日获得的水质样本,共计78个.训练集悬浮物浓度介于2.4与65.7 $\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$ 之间,平均为18.22 $\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$;测试集悬浮物浓度位于0.8与76.2 $\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$ 之间,平均为20.94 $\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$ (表1).悬浮物浓度分布统计见图3.在时间上,测试集和训练集均包含有春夏秋冬4季的样本数据,减少了季节变化对模型训练与反演造成的不确定性.由图3可知,训练集与测试集样本的分布规律基本相似.实测数据表明,高浓度悬浮物多出现在靠近工程的海区,而远离工程海区的悬浮物浓度则相对较低;秋冬季的实测值要高于春夏季.

表1 工程海域实测悬浮物浓度统计
Table 1 Statistics of suspended particulate matter concentration
in the construction waters

实测悬浮物 浓度/($\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$)	最小	最大	中值	平均值	标准偏差
模型训练集	2.4	65.7	11.45	18.22	11.45
模型测试集	0.8	76.2	7.45	20.94	7.5

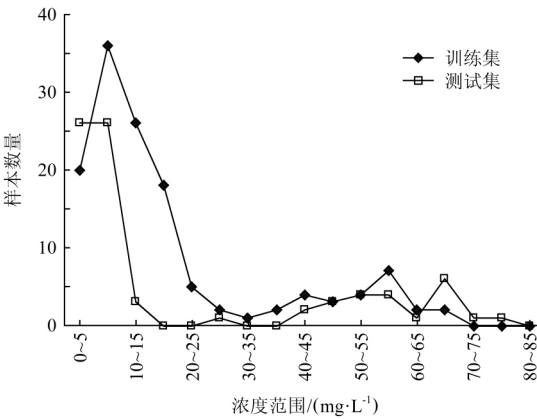


图3 不同浓度范围的实测样本数量
Fig. 3 Number of in situ samples within the different concentration ranges

3.2 神经网络模型的训练、评估与对比

3.2.1 悬浮物反演模型评估 为评估以传统统计回归方法建立的经验模型对本文研究区悬浮物浓度的反演能力,参考已有研究^[12, 33-34],本文分别以HJ-CCD数据的不同波段均值、比值和红绿蓝3波段组合作为模型输入、相应的悬浮物浓度为输出,通过统计回归算法建立反演模型(表2).图4为各模型预测值与实测值的对比分析.由图4可知,对于中低浑浊度的海水(悬浮物浓度低于35 $\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$),传统回归模型反演精度均较低.具体表现为:当实测悬浮物浓度低于6 $\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$ 时,波段均值模型的预测值要远低于实测值,而当悬浮物浓度介于6 $\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$ 与35 $\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$ 之间时,模型预测值又普遍高于实测值;当悬浮物

浓度低于 $35\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$ 时,波段比值与 3 波段模型的相对误差(RE) 均较高,平均误差约为 110%. 而当悬浮物浓度高于 $35\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$ 时,误差又随着悬浮物浓度的增加而减少. 以上特点表明,以传统回归算法得到的经验模型可用于反演高浑浊海水的悬浮物浓度,但对于悬浮物浓度低于 $35\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$ 的中低浑浊海水,其反演误差便会较大. 因此,要精确反演本文研究的中低浑浊海水的悬浮物浓度,传统回归算法并不适用.

表 2 通过传统回归算法建立的悬浮物浓度反演模型
Table 2 The SPMC quantitative retrieval models by traditional regression algorithm

模型名称	根据本文数据重新初始化后的模型	R^2
3 波段	$150.76 \left[\frac{R_{rs}(660)}{R_{rs}(560) - 0.1R_{rs}(485)} \right]^2 - 225.48 \left[\frac{R_{rs}(660)}{R_{rs}(560) - 0.1R_{rs}(485)} \right] + 92.21$	0.59
波段比值	$190.54 \left[\frac{R_{rs}(660)}{R_{rs}(560)} \right]^2 - 265.2 \left[\frac{R_{rs}(660)}{R_{rs}(560)} \right] + 99.641$	0.57
波段均值	$1.022 \left[\frac{R_{rs}(660) + R_{rs}(560)}{2} \right]^2 - 1.093 \left[\frac{R_{rs}(660) + R_{rs}(560)}{2} \right] + 35.82$	0.82

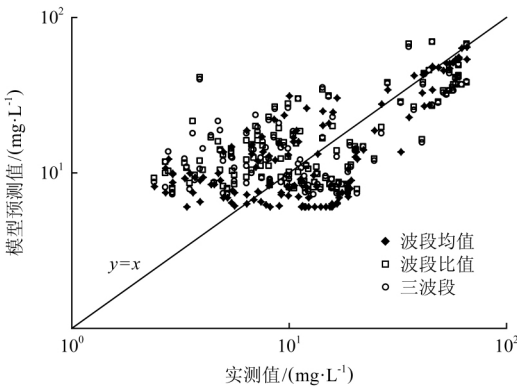


图 4 传统回归模型的预测值和实测值对比

Fig. 4 Traditional regression model-derived concentration plotted against in situ sampling data

3.2.2 神经网络模型训练 BP 神经网络隐含层数量及神经元节点数是影响神经网络模型训练效果的关键,它直接影响到网络对实际问题的学习能力.理论上,神经网络隐含层的数量代表着输入层和输出层之间的映射关系.无隐含层表示输入层和输出层之间为线性映射关系.有隐含层时相对复杂:当隐含层数目为 1 时,表示二者之间存在非线性映射关系,为 2 时表示映射关系中存在非连续的间断点,大于 2 时模型易陷入“拟合过度”,将增大预测结果的不确定性^[38].因此,构建时模型的隐含层通常不超过 2 层,且在满足精度要求的前提下,应使隐含层和神经元数量尽可能地少.

由于本文所研究的悬浮物在潮汐、海流、风浪作用下,其粒径大小、类型和分布形态都在不断变化,对反射率影响较大,将会使工程海域的光学特性变得较为复杂.有鉴于此,本文分别对含 1、2、3 层隐含层的神经网络模型进行训练,所用数据为实测样本中的训练集,

训练方法采用 Levenberg Marquardt 算法^[36]. 训练过程中,从 1 ~ 30 逐渐调整各隐含层神经元的数量. 根据训练结果与实际值间的均方根误差(*RMSE*) 和相关系数(*R*²) 来确定本文神经网络模型的隐含层与神经元数量.

为评估神经网络的训练结果,本文计算了模拟值和实测值之间的线性相关系数和斜率. 模型的训练结果见图 5. 由图 5 可见,对于训练集中的悬浮物(2. 4 ~ 65. 7mg·L⁻¹) ,构建 2 层隐含层的神经网络模型具有较高的精度. 模拟值与实测值之间线性斜率为 1. 005 ,相关系数为 0. 97. 虽然该模型对低浑浊海水(悬浮物浓度低于 5mg·L⁻¹) 的模拟值略高于实测值,但并不影响整个模型的反演精度. 尤其是相关系数,本文构建的神经网络模型比传统回归模型平均高出 34%(表 3) 结果十分理想.

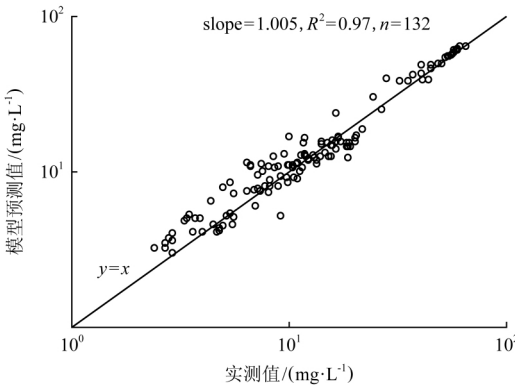


图 5 神经网络模型训练结果

Fig. 5 Tarining results of the ANN model used in this study

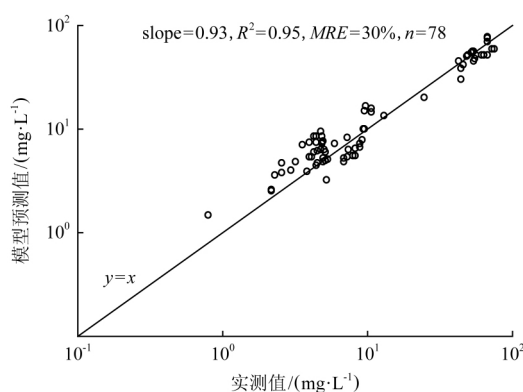
表 3 各反演模型的预测值与实测值之间线性相关系数、斜率与平均相对误差

Table 3 Summarizing *R*², slope and *MRE* for the retrieval models

模型名称	斜率	相关系数	<i>MRE</i> / %
三波段	0. 99	0. 59	204
波段比值	1. 41	0. 57	205
波段均值	1. 02	0. 82	126
神经网络	0. 93	0. 95	30

3. 2. 3 模型精度测试与对比分析 将测试集中实测值对应的 HJ-CCD 前 3 波段遥感反射率作为神经网络模型的输入参数,计算后可得到 78 个模型预测值,神经网络模型预测值与实测值的对比见图 6. 对于悬浮物浓度在 0. 8 ~ 76. 2mg·L⁻¹ 的样本数据,神经网络模型的最大反演误差不超过 98% ,平均误差仅为 30% . 模型预测值和实测值之间的线性斜率与相关系数分别为 0. 93 和 0. 95 ,表明本文构建的神经网络模型可以反演出工程海域 95% 的悬浮物浓度变化,模型的精度较高.

为进一步说明不同模型对工程海域悬浮物浓度精确反演的能力,现将各模型的反演误差与实测值之间的关系进行比较分析(图 7) . 由图 7 可知,神经网络模型的反演误差要远小于其他模型,分别比波段均值模型减少了 96% ,比 3 波段模型减少 174% ,比波段比

图6 神经网络模型测试结果($n=78$)Fig. 6 Test results of the ANN model used in this study($n=78$)

值模型减少 175% ,表明本文构建的神经网络可适用于填海施工区悬浮物浓度的精确反演.

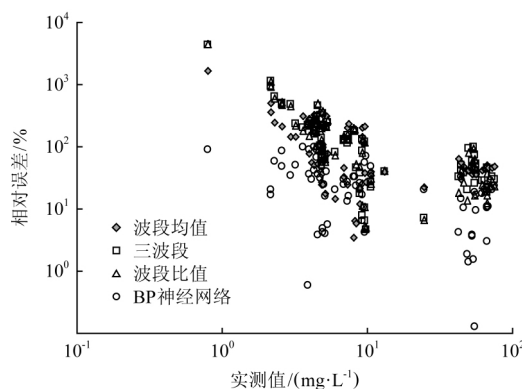
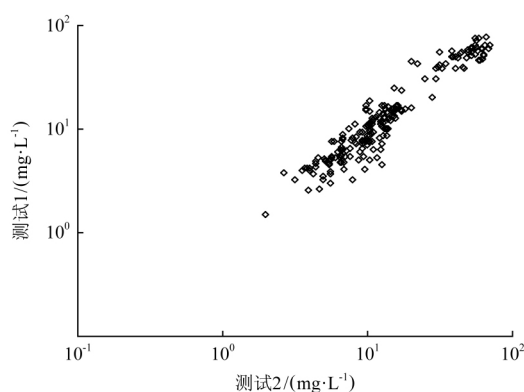
图7 模型相对误差与实测数据的对比($n=78$)

Fig. 7 The relative error of SPMC derived from the models plotted versus measured SPMC($n=78$)

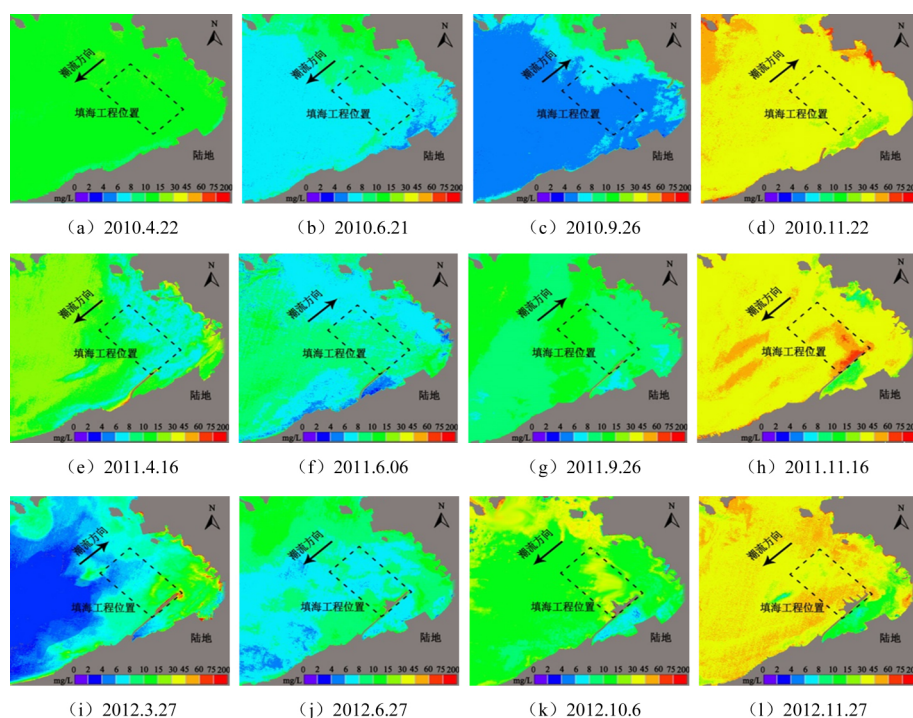
3.3 神经网络模型敏感性分析

在提取遥感反射率的过程中,卫星数据的预处理过程可能会使遥感反射率产生偏差,使得神经网络模型的反演结果存在一定的不确定性,因而需测试构建的神经网络模型在输入参数发生偏差时的敏感程度.对此,本文分别对模型进行了两次测试:测试1,以实测数据对应的HJ-CCD遥感反射率为输入,运行神经网络模型,并将反演结果作为参考悬浮物浓度;测试2,对测试1中的输入参数增加不超过 $\pm 5\%$ 的随机误差,检测模型运行结果(图8).随机误差可以看作是由大气校正或几何校正引入的偏差.由图8可见,尽管遥感反射率受到了噪声的扰动,但神经网络模型的反演结果未产生较大波动($MRE=22\%$),表明本文构建的神经网络模型具有一定的容差能力.

图8 测试1与测试2所得到的预测值对比($n=210$)Fig. 8 Comparison of the SPM predicted by the ANN model in test 1 versus test 2($n=210$)

3.4 模型应用

利用建立的 BP 神经网络模型,结合 HJ-CCD 影像,通过反演获得了工程海域 2010 ~ 2015 年悬浮物浓度的时空变化信息.图 9 展示了工程海域在不同季节的反演结果.由图 9 可见,该海域悬浮物浓度具有明显的季节性特征,冬季悬浮物浓度相对较高,其他 3 个季节偏低.在填海工程开始前(2010 年),该海域春夏秋 3 个季节的悬浮物平均浓度均低于 $10\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$,冬季约为 $25\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$.工程开始后(2011 年—),尽管海域悬浮物平均浓度变化不大,但工程附近海域的浓度增加较为明显,平均增量约为 $20\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$,最高达 $45\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$.



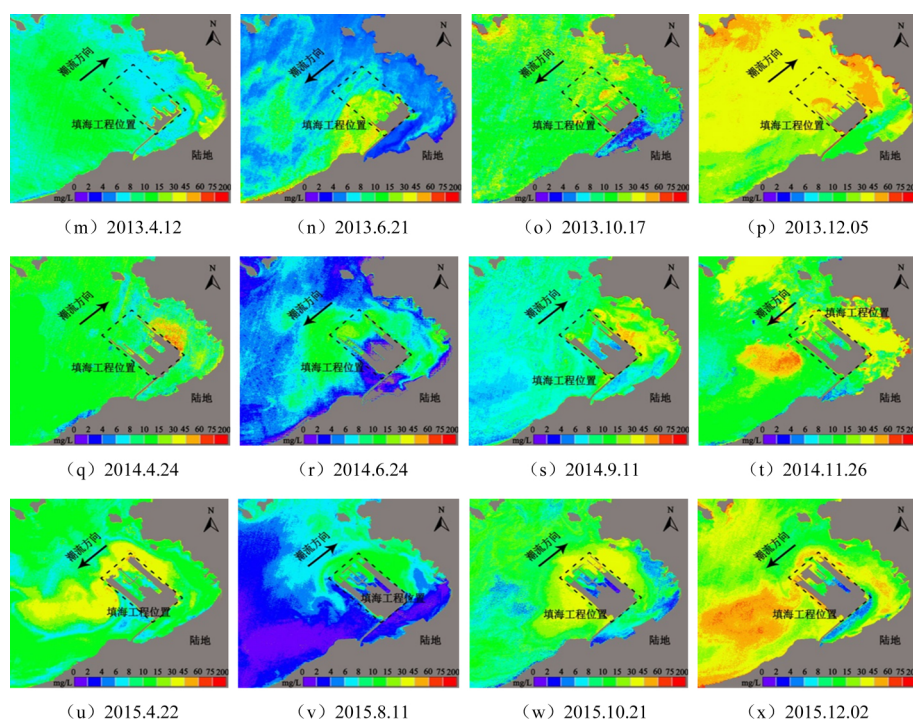


图9 工程海域悬浮物浓度的时空分布(2010 ~ 2015)

Fig.9 The spatiotemporal distribution of SPMC in the offshore construction waters (2010 ~ 2015)

在空间分布上,工程海域的悬浮物浓度分布具有明显的差异性,即填海施工区附近海域的悬浮物浓度较高,而远海的悬浮物浓度较低。

影响工程海域悬浮物浓度时空分布的因素很多,最主要诱因是填海施工。在填海过程中,大量石料被投入海中,使得原本已经处于平衡稳定状态的海底泥沙及颗粒物发生再悬浮。此外,填海物料所含的杂土也会随之入海,并与海中原有颗粒物一起悬浮于海水表层,从而影响水质^[37]。除施工因素外,风力也是造成工程海域悬浮物浓度时空差异性的原因之一^[38]。渤海大风天气(风力大于8级)主要发生于11月至来年4月^[39],大风使海水湍流强度增大,阻止水中悬浮物的下沉,同时又会使海底颗粒物再悬浮,进而导致冬季悬浮物浓度比其他季节偏高。潮流对工程海域悬浮物浓度的空间分布也有一定影响。由图9可见,落潮时工程附近海域的高浓度悬浮物团的面积远大于涨潮,这是由于工程海域落潮时的流速要大于涨潮,使施工引起的悬浮物随潮流逐渐向远海扩散。此外,水深、距岸边的距离和潮汐等各种因素也会影响到悬浮物浓度的分布,其具体影响将是下一步研究的重点。

4 结论

由于填海施工区水体复杂的光学特性,已有的遥感模型对此类区域的应用水平不高。因此,适用于反演填海施工区悬浮物浓度的高精度遥感模型亟待开发。本文以大连新机场人工岛建设为背景,构建了工程海域悬浮物浓度遥感反演的神经网络模型。通过与现场实

测数据的对比分析表明,神经网络模型可以精确反演施工海域悬浮物浓度,可实现对海上机场人工岛填海施工区悬浮物浓度的大范围多时相动态监测,为填海工程的环境保护提供了预测、监测及验证的科学依据,主要成果如下:

(1) 基于实测数据,评估了传统统计回归算法得到的经验模型对施工海域悬浮物浓度的反演能力.结果表明,传统回归模型对高浑浊海水的悬浮物浓度的反演具有较高精度,而对于中低浑浊海水(悬浮物浓度低于 $35\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$) ,这些模型的反演误差较大.因此,传统统计回归算法并不适合于构建施工海域悬浮物浓度高精度反演模型;

(2) 由于施工海区光学特征复杂,需构建含有2层隐含层的BP神经网络模型来反演悬浮物浓度.通过与施工区现场实测数据的对比分析表明,神经网络模型的平均反演误差为30%,远优于传统统计回归算法得到的模型.因此,本文构建的神经网络模型可用于填海施工区悬浮物浓度的精确反演;

(3) 利用构建的BP神经网络模型,分析了2010~2015年大连海上机场人工岛填海施工海域悬浮物浓度时空分布特征及影响因素.在空间分布上,高浓度悬浮物主要出现在填海工程附近;时间分布上,工程海域悬浮物浓度具有明显的季节特征.

本文研究方法可应用于我国大型填海工程悬浮物浓度的监测,如厦门和三亚的海上机场人工岛、南海岛礁机场的建设,但需根据工程所在区域的悬浮物与水体条件进行相应调整,如对于悬浮物浓度较高的海域,神经网络模型的输入参数应包括近红外波段.总体来说,本文研究成果为大连海上机场人工岛填海施工的悬浮物浓度监测提供了有效方法,可供我国大规模填海工程环境影响监测借鉴.

参 考 文 献

- [1] Cai L N, Tang D L, Levy G, et al. Remote sensing of the impacts of construction in coastal waters on suspended particulate matter concentration-the case of the Yangtze River delta, China [J]. International Journal of Remote Sensing 2016, 37(9): 2132-2147
- [2] Min J, Ryu J, Lee S, et al. Monitoring of suspended sediment variation using Landsat and MODIS in the Saemangeum coastal area of Korea [J]. Marine Pollution Bulletin 2012, 64(2): 382-390
- [3] 郁钊兰,王 诺.大型填海工程悬浮物污染监测方法[J].大连海事大学学报 2015, 42(2): 103-110
Yu Toulun, Wang Nuo. Monitoring methods of suspended particulate matter pollution in large-scale reclamation [J]. Journal of Dalian Maritime University 2015, 42(2): 103-110
- [4] 侯庆志,左利钦,陆永军,等.强潮海湾水动力环境对人类干预的响应:以泉州湾为例[J].应用基础与工程科学学报 2017, 25(6): 1124-1138
Hou Qingzhi, Zuo Liqin, Lu Yongjun, et al. Hydrodynamic environment response to human interventions in a macro tidal bay: the example of the Quanzhou Bay [J]. Journal of Basic Science and Engineering 2017, 25(6): 1124-1138
- [5] 李 渊,李云梅,施 坤,等.基于光谱分类的总悬浮物浓度估算[J].光谱学与光谱分析 2013, 33(10): 2721-2726
Li Yuan, Li Yunmei, Shi Kun, et al. Evaluation of total suspended matter based on spectral classification [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis 2013, 33(10): 2721-2726
- [6] 张毅博,张运林,查 勇,等.基于Landsat8影像估算新安江水库总悬浮物浓度[J].环境科学 2015, 36(1): 56-63
Zhang Yibo, Zhang Yunlin, Zha Yong, et al. Remote sensing estimation of total suspended matter concentration in Xin'anjiang Reservoir using landsat 8 data [J]. Environmental Science 2015, 36(1): 56-63
- [7] 童小华,谢 欢,仇雁翎,等.黄浦江上游水域的多光谱遥感水质监测与反演模型[J].武汉大学学报:信息科学版 2006, 31(10): 851-854

- Tong Xiaohua, Xie Huan, Qiu Yanling, et al. Multi-spectral remote sensing based water quality monitoring and inversion modeling in upper stream of Huangpu River [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University* 2006, 31 (10): 851-854
- [8] 王艳红, 邓正栋, 马荣华. 基于实测光谱与 MODIS 数据的太湖悬浮物定量估测 [J]. *环境科学学报* 2007, 27 (3): 509-515
- Wang Yanhong, Deng Zhengdong, Ma Ronghua. Suspended solids concentration estimation in Lake Taihu using field spectra and MODIS data [J]. *Acta Scientiae Circumstantiae* 2007, 27 (3): 509-515
- [9] Binding C E, Bowers D G, Mitchelson-Jacob E G. Estimating suspended sediment concentrations from ocean colour measurements in moderately turbid waters; the impact of variable particle scattering properties [J]. *Remote Sensing of Environment* 2005, 94 (3): 373-383
- [10] 杨婷, 张慧, 王桥, 等. 基于 HJ-1A 卫星超光谱数据的太湖叶绿素 a 浓度及悬浮物浓度反演 [J]. *环境科学*, 2011, 32 (11): 3207-3214
- Yang Ting, Zhang Hui, Wang Qiao, et al. Retrieving for chlorophyll-a concentration and suspended substance concentration based on HJ-1A HIS image [J]. *Environmental Science* 2011, 32 (11): 3207-3214
- [11] 周晓宇, 孙德勇, 李云梅, 等. 结合水体光学分类反演太湖总悬浮物浓度 [J]. *环境科学* 2013, 34 (7): 2618-2627
- Zhou Xiaoyu, Sun Deyong, Li Yunmei, et al. Hyperspectral remote sensing of total suspended matter concentrations in lake Taihu based on water optical classification [J]. *Environmental Science* 2013, 34 (7): 2618-2627
- [12] Chen J, Cui T W, Qiu Z F, et al. A three-band semi-analytical model for deriving total suspended sediment concentration from HJ-1A/CCD data in turbid coastal waters [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 2014, 93: 1-13
- [13] 施坤, 李云梅, 刘忠华, 等. 基于半分析方法的内陆湖泊水体总悬浮物浓度遥感估算研究 [J]. *环境科学* 2011, 32 (6): 1571-1580
- Shi Kun, Li Yunmei, Liu Zhonghua, et al. Estimation of total suspended matter concentration based on semi-analysis [J]. *Environmental Science* 2011, 32 (6): 1571-1580
- [14] 曹引, 冶运涛, 赵红莉, 等. 内陆水体水质参数遥感反演集合建模方法 [J]. *中国环境科学* 2017, 37 (10): 3940-3951
- Cao Yin, Ye Yuntao, Zhao Hongli, et al. Ensemble modeling methods for remote sensing retrieval of water quality parameters in inland water [J]. *China Environmental Science* 2017, 37 (10): 3940-3951
- [15] Le C F, Lehrer J C, Schaeffer B A, et al. Bio-optical water quality dynamics observed from MERIS in Pensacola Bay, Florida [J]. *Estuarine Coastal and Shelf Science* 2016, 173: 26-38
- [16] Martinez J M, Espinoza-Villar R, Armijos E, et al. The optical properties of river and floodplain waters in the Amazon River Basin: Implications for satellite-based measurements of suspended particulate matter [J]. *Journal of Geophysical Research-Earth Surface* 2015, 120 (7): 1274-1287
- [17] 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 [J]. *环境科学* 2007, 28 (12): 2688-2694
- Sun Deyong, Li Yunmei, Yue Chengfeng, et al. Scattering characteristics of Taihu Lake and its relationship models with suspended particle concentration [J]. *Environmental Science* 2007, 28 (12): 2688-2694
- [18] 詹海刚, 施平, 陈楚群. 利用神经网络反演海水叶绿素浓度 [J]. *科学通报* 2000, 45 (17): 1879-1884
- Zhan Haigang, Shi Ping, Chen Chuqun. Retrieval of chlorophyll concentration in seawater using neural network [J]. *Science Bulletin* 2000, 45 (17): 1879-1884
- [19] Chen J, Quan W T, Cui T W, et al. Estimation of total suspended matter concentration from MODIS data using a neural network model in the China eastern coastal zone [J]. *Estuarine Coastal and Shelf Science* 2015, 155: 104-113
- [20] 吕恒, 李新国, 曹凯. 基于 BP 神经网络模型的太湖悬浮物浓度遥感定量提取研究 [J]. *武汉大学学报: 信息科学版* 2006, 31 (8): 683-686
- Lü Heng, Li Xinguo, Cao Kai. Quantitative retrieval of suspended solid concentration in Lake Taihu based on BP neural net [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University* 2006, 31 (8): 683-686
- [21] 孙德勇, 李云梅, 王桥, 等. 基于实测高光谱的太湖水体悬浮物浓度遥感估算研究 [J]. *红外与毫米波学报*, 2009, 28 (2): 124-128
- Sun Deyong, Li Yunmei, Wang Qiao, et al. Study on remote sensing estimation of suspended matter concentrations based on in situ hyperspectral data in Lake Taihu waters [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves* 2009, 28 (2): 124-128

- [22] 王 繁,周 斌,徐建明,等. 基于实测光谱的杭州湾悬浮物浓度遥感反演模式[J]. 环境科学,2008,(11): 3022-3026
Wang Fan,Zhou Bin,Xu Jianming,et al. Remote sensing inversion mode of suspended particles concentration in Hangzhou Bay based on in situ measurement spectrum[J]. Environmental Science 2008,(11): 3022-3026
- [23] 陈莉琼,田礼乔,邱 凤,等. HJ-1A/B 卫星 CCD 影像的武汉市东湖水质三要素遥感研究[J]. 武汉大学学报: 信息科学版 2011,(11): 1280-1283
Chen Liqiong,Tian Liqiao,Qiu Feng,et al. Water color constituents remote sensing in Wuhan Donghu lake using HJ-1A/B CCD imagery[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University 2011,(11): 1280-1283
- [24] Chebud Y,Naja G M,Rivero R G,et al. Water quality monitoring using remote sensing and an artificial neural network [J]. Water Air and Soil Pollution 2012,223(8): 4875-4887
- [25] Wang N,Yan H K,Liu Z B,et al. Effects of different layout schemes on the marine environment of the Dalian offshore reclaimed airport island[J]. Journal of Environmental Engineering 2013,139(3): 438-449
- [26] Bailey S W,Werdell P J. A multi-sensor approach for the on-orbit validation of ocean color satellite data products[J]. Remote Sensing of Environment 2006,102(1-2): 12-23
- [27] Tian L,Wai O,Chen X,et al. Assessment of total suspended sediment distribution under varying tidal conditions in deep bay: initial results from HJ-1A/1B satellite CCD Images[J]. Remote Sensing 2014,6(10): 9911-9929
- [28] Wu G F,Liu L J,Chen F Y,et al. Developing MODIS-based retrieval models of suspended particulate matter concentration in Dongting Lake,China[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2014,32: 46-53
- [29] Sravanthi N,Ramana I V,Ali Y P,et al. An algorithm for estimating suspended sediment concentrations in the coastal waters of India using remotely sensed reflectance and its application to coastal environments[J]. International Journal of Environmental Research 2013,7(4): 841-850
- [30] Dogliotti A,Ruddick K G,Nechad B,et al. A single algorithm to retrieve turbidity from remotely-sensed data in all coastal and estuarine waters[J]. Remote Sensing of Environment 2015,156: 157-168
- [31] Cai L N,Tang D L,Li C Y. An investigation of spatial variation of suspended sediment concentration induced by a bay bridge based on Landsat TM and OLI data[J]. Advances In Space Research 2015,56(2): 293-303
- [32] Doxaran D,Froidefond J M,Castaing P. A reflectance band ratio used to estimate suspended matter concentrations in sediment-dominated coastal waters[J]. International Journal of Remote Sensing 2002,23(23): 5079-5085
- [33] DSa E J,Miller R L,Mckee B A. Suspended particulate matter dynamics in coastal waters from ocean color: application to the northern Gulf of Mexico[J]. Geophysical Research Letters 2007,34(23): 5423-5427
- [34] Dekker A G,Vos R J,Peters S W M. Analytical algorithms for lake water TSM estimation for retrospective analyses of TM and SPOT sensor data[J]. International Journal of Remote Sensing 2002,23(1): 15-35
- [35] 陈 军. 中国东部近岸海域光学遥感机理及其在全球变化中的应用[D]. 北京: 中国地质大学(北京) 2014
Chen Jun. The optical remote sensing in China Eastern coastal zone and application in the global changes[D]. Beijing: China University of Geosciences(Beijing) 2014
- [36] Hagan M T,Menhaj M B. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm[J]. IEEE Trans Neural Netw, 1994,5(6): 989-993
- [37] Yan H K,Wang N,Yu T L,et al. Comparing effects of land reclamation techniques on water pollution and fishery loss for a large-scale offshore airport island in Jinzhou Bay,Bohai Sea,China[J]. Marine Pollution Bulletin 2013,71(1-2): 29-40
- [38] 解鸣晓,张 玮,张庭荣. 淤泥质海岸泥沙运动模拟及进港航道大风天回淤特性研究[J]. 应用基础与工程科学学报 2010,18(2): 262-272
Xie Mingxiao,Zhang Wei,Zhang Tingrong. Numerical modeling of sediment transport on muddy coast and siltation feature in approach channel under the impact of strong wind[J]. Journal of Basic Science and Engineering 2010,18(2): 262-272
- [39] 崔廷伟,张 杰,马 毅,等. 渤海悬浮物分布的遥感研究[J]. 海洋学报(中文版) 2009,(5): 10-18
Cui Tingwei,Zhang Jie,Ma Yi,et al. The study on the distribution of suspended particulate matter in the Bohai Sea by remote sensing[J]. Acta Oceanologica Sinica 2009,(5): 10-18

Methods of Retrieving Suspended Particulate Matter Concentration in Sea Reclamation Area with Satellite Remote Sensing

SONG Nanqi^{1 2}, WANG Nuo³, WU Nuan³, LIN Wanni³

(1. Institute of Bohai Sea ,National Marine Environmental Monitoring Center ,Dalian 116023 ,China; 2. State Environmental Protection Key Laboratory of Marine Ecological Environment Restoration ,Dalian 116023 ,China; 3. college of Transportation Engineering ,Dalian Maritime University ,Dalian 116026 ,China)

Abstract

This paper aimed to explore an effective way to monitor suspended particulate matter concentration (SPMC) in sea reclamation area (SRA) with satellite remote sensing. Traditional regression algorithms and an artificial neural network (ANN) were used to develop the retrieval model for SPMC in SRA. Through the validation with in-situ water samples ,the ANN model has a superior performance with a coefficient determination (R^2) of 0.95 and mean relative error (MRE) of 30% ,while other models have an inferior performance with MRE of 120% . This phenomenon is mainly caused by the optical characteristics of SRA. Using the developed ANN model ,the retrieval results revealed that ,the SPMC in the SRA during 2010 ~ 2015 changes seasonally with higher in winter and lower in summer; the higher SPMC is found around the construction site ,while the lower values were found in the far offshore regions. The distribution pattern of SPMC in the SRA is mainly caused by the reclamation construction ,wind force and tidal current directions.

Keywords: reclamation; suspended particulate matter; remote sensing; monitoring; neural network; space-time distribution