

## 基于辐射传递模拟及人工神经网络技术的二类水体光学组分的反演\*

张亭禄, 邱国强

(中国海洋大学海洋遥感教育部重点实验室, 青岛 266100)

**摘要:** 介绍了一种基于辐射传递模拟和人工神经网络技术(ANN)的二类水体水色要素(CHL, SPM, CDOM)的反演算法. 在辐射传递模拟计算中, 纯海水吸收和散射、浮游植物吸收的数据或模型是已发表的被广泛采用的结果. 黄色物质和非浮游植物颗粒吸收以及海洋颗粒物的散射模型从 COASTLOOC 数据中导出. 另外, 还利用了一个新的海洋颗粒物后向散射概率模型, 在该模型中颗粒物后向散射概率是颗粒有机物与 SPM 比值和波长的函数. 把上述定义的固有光学性质作为输入, 经过辐射传递模拟得到海表面以下辐照度反射比数据集, 然后将该模拟数据集用于训练不同的人工神经网络, 获取水色和水色要素浓度之间函数关系的最佳近似. 利用以上建立的基于人工神经网络的算法, 把 COASTLOOC 数据集和 PMNS 数据集的辐照度反射比作为输入进行水色要素反演, 通过比较反演值和真实测量值来评价算法性能. 结果显示, 建立的基于 ANN 的二类水体水色要素反演算法具有很好的性能.

**关键词:** 海洋辐射传递模拟; 人工神经网络; 光学组分的反演; 二类水体

## Algorithms based on artificial neural network for retrieval of oceanic constituents in Case II waters

ZHANG Tinglu & QIU Guoqiang

(*Ocean Remote Sensing Laboratory of Ministry of Education of China, Ocean University of Qingdao, Qingdao 266100, P.R.China*)

**Abstract:** In the present paper, we report an algorithm method to retrieve the oceanic constituent concentrations (CHL, SPM, and CDOM) in Case II waters. The method is derived from the radiative transfer simulations and is subsequently applied in the Artificial Neural Network (ANN) techniques. Information on absorption and total scattering of pure sea water, as well as absorption of phytoplankton and associated particles are taken from measurements or parameterisations in published literatures, and information on absorption of coloured dissolved organic matter and nonagal particles, as well as scattering of marine particles were derived from the COASTLOOC data set. Additionally, a new model on the backwards scattering probability model is used, of which probability is a function of the organic particulate matter and the total particulate matter (SPM) ratio and wavelength. Such defined inherent optical properties are input as a radiative transfer code in order to generate a synthetic data set of hemispherical reflectance spectra, subsequently used for the training of various ANNs to find the best approximation of the functional relationship between ocean colour and oceanic constituent concentrations. The performance of the ANN-based retrieval schemes is assessed by applying it to the hemispherical reflectance spectra contained in the COASTLOOC data set and PMNS data set, and comparing the retrieved oceanic constituent concentrations to those actual measurements. The results show that the ANN-based algorithms have good performance in retrieval of oceanic constituents for ocean colour measurements in Case II waters.

**Keywords:** Ocean radiative transfer simulation; artificial neural network; retrieval of oceanic constituents; case II waters

叶绿素、悬浮颗粒物和黄色物质是海水中主要的光学成分, 这些物质可从水色遥感的测量中获取. 叶绿素被看作是浮游植物生物量的一个指标, 它处在海洋生物链的第一级. 此外, 浮游植物在全球碳循环中占有重要地位<sup>[1]</sup>. 悬浮颗粒物质的输运决定着海岸线的演化, 海滩的沉积和侵蚀是海岸工程学中一

\* 国家自然科学基金项目(40876005)资助. 2008-10-27 收稿; 2008-12-03 收修改稿. 张亭禄, 男, 1965 年生, 博士, 教授; E-mail: zhangtl@ouc.edu.cn.

个重要内容. 此外, 悬浮颗粒物也是决定水质的一个重要因素. 黄色物质(CDOM)为水体溶解有机物质的(DOM)主要光学活性部分. CDOM 在海洋环境中, 尤其在其含量很高的河口和海岸带区域, 对生物和化学过程有着重要作用, 如全球碳循环、微生物食物网运行、太阳辐射在海中的传输等<sup>[2-5]</sup>. 近几年, 新一代水色观测仪器陆续送入了太空<sup>[6]</sup>, 这其中以 1997 年美国 NASA 发射的水色卫星传感器 SeaWiFS 作为标志. 接下来发射了一系列功能更为强大的水色观测仪器, 最为突出的当属 Aqua 卫星上的 MODIS 和 Envisat 卫星上的 MERIS. 预计将来还会发射更多的海色观测仪器. 从水色卫星数据中获取生物化学地球参数, 需要一些快速且性能优良的反演算法.

由卫星水色数据反演一类水体叶绿素浓度已有很多成熟的算法<sup>[7]</sup>. 但是这些算法应用在二类水体时会失效<sup>[8]</sup>. 反演二类水体海洋要素要比反演一类水体要素困难, 其主要原因有: (1)二类水体含有更多的组分, 水色在任何一个感兴趣的波段都不会只与一种组分相关. (2)影响水色的多种组分的固有光学性质(IOP)相似. 例如, CDOM 和非浮游植物颗粒的吸收系数光谱都可以用一个近似指数衰减函数模拟; 浮游植物和 CDOM 吸收系数从 440nm 到 550nm 呈现衰减趋势. 这会导致不同的要素浓度组合可能会表现出相似的水色. 这种情况下, 由水色数据反演海洋要素可能会出现奇异解. (3)二类水体中外生颗粒物质和外生 CDOM 成分有很大的时空变化性. 这就意味着外生颗粒物质和 CDOM 的 IOPs 不同时间和不同空间的变化很大. (4)SPM 有很强的散射性. 如果 SPM 的浓度很高, 其贡献在离水辐亮度中占主导地位, 那么其他要素对离水辐亮度信号的贡献会被掩盖.

目前, 基于不同反演原理的获取二类水体水色要素的反演方法已有多种. Carder等<sup>[9]</sup>使用代数法反演叶绿素浓度. Roesler and Perry<sup>[10]</sup>, Garver and Siegel<sup>[11]</sup>和Lee等<sup>[12]</sup>使用非线性优化来反演水色要素. Hoge and Lyon<sup>[13]</sup>建立了基于线性矩阵的算法. Lee等<sup>[14]</sup>提出了基于准分析的海水固有光学性反演方法.

近几年, 人工神经网络(ANN)迅速应用于遥感数据, 这些数据来自散射仪和卫星传感器等海洋观测仪器<sup>[15-20]</sup>. ANN 技术非常适合解决非线性问题, 它可以模拟观测量和目标参数之间的非线性关系, 而不需要明确知道两者之间的函数关系. 大量研究表明用 ANN 技术反演一类水体和二类水体水色要素有很好的潜力<sup>[17-21]</sup>. 与经验方法、半分析方法相比, ANN 方法对噪声不敏感<sup>[19]</sup>. 尽管训练神经网络需要很大的计算时间, 但应用时速度很快. 因此, ANN 技术是一种非常有潜力的海水组分的反演方法.

训练 ANN 的数据有不同的来源: “真实”值通过现场测量获得, 模拟数据由数值模拟得到. 很明显, 应当全部用现场测量数据来训练 ANN. 但是, 现有的现场测量数据并不能很好的训练 ANN, 主要原因有: (1)同时包含要素浓度和海洋光场测量的数据有限. 这是因为一方面高质量的现场测量数据需要遵循严格的测量规范<sup>[22-23]</sup>, 另一方面海洋环境的复杂性造成不同测量条件的差别. (2)海洋要素的浓度并非均匀分布. 这导致了建立一个能满足 ANN 训练要求的现场测量数据集是非常困难. 辐射传递(RT)模拟可提供相关参数更加密集、分布更加均匀的训练集. 辐射传递利用物质和光之间相互作用的物理模型来预测光场. 如果大气、海洋系统辐射传递的所有过程都明确, 那么任意水色要素、海面情况、大气成分、观测角度组合所对应的光场分布都能确定. 其提条件是作为辐射传递模拟输入的水色要素的 IOPs 必须能代表未来 ANN 算法应用海区的光学性质.

本文建立的基于人工神经网络的反演算法的输入为水面以下辐照度反射比. 辐射传递模拟得到的数据集用于训练神经网络. 其中, 利用了海洋颗粒物后向散射概率模型<sup>[24]</sup>和其它由 COASTLOOC 数据集建立的生物-光学模型<sup>[25]</sup>. 这样得到的海表面以下辐照度反射比与相对应的现场测量值有很好的-一致性. 这里使用的 IOPs 模型能很好地代表了欧洲近岸水体情况, 这也证明了本文使用模拟数据训练神经网络是可行的.

## 1 数据集

本文使用了 2 种不同的数据集: 现场测量数据集和模拟数据集. 根据不同的研究目的, 将数据集分为 3 类: 训练集, 由辐射传递模拟得到, 用来训练不同 ANN; 印证集, 采用现场测量数据集的一部分来建立后向散射概率模型, 并用来评价每一个 ANN 的性能, 以便找到适用于反演不同水色要素的 ANN; 试验集, 为现场测量数据集的另外一部分, 用来最终评价非相关数据反演不同水色要素的 ANN 性能. 下面将

重点描述这 3 部分数据集.

### 1.1 模拟数据集

用来训练 ANN 的模拟数据由计算机程序 MOMO<sup>[26]</sup>产生. MOMO 使用了矩阵算子方法来模拟大气-海洋系统中的辐射传递. 为了加快实现辐射传递模拟的速度并且保证模拟数据同现场测量数据的一致性, 本文作了一些假设和简化: (1)大气只有瑞利散射, 海表面大气压为恒定的 1013.25hPa, (2)引起大气散射的海上气溶胶光学厚度为一个恒定值, 550nm 处为 0.1, (3)不考虑大气吸收, (4)大气-海洋分界面为平面, (5)海洋无垂直分层结构, (6)海水中不考虑非弹性散射, 如拉曼散射, 叶绿素 a 荧光和 CDOM 荧光. 表 1 列举了有关水色要素的 IOPs 模型. 根据这些模型, 对于给定水色要素浓度, 根据辐射传递计算即可得到所需要的 IOPs.

本研究 ANN 采用多层感知器网络(MLP), 这种神经网络在内插插值时性能优越, 但不适合外插插值. 因而, 训练数据的参数范围应当宽于应用于真实海洋环境各要素的实测范围. 本研究中, 叶绿素浓度的范围是 0.05-50mg/m<sup>3</sup>, 悬浮物浓度的范围: 0.05-100g/m<sup>3</sup>, 黄色物质在 440nm 吸收的范围: 0.005-1.0m<sup>-1</sup>. 在模拟二类水体辐射传递时, 通常假定各水色要素相互独立. 但事实上, 二类水体各要素之间存在着一定程度的相关性<sup>[30]</sup>. 本研究中各要素浓度组合的分布按照 Zhang 等<sup>[30]</sup>的方法得到. 根据上述方法, 可以获取包含如下信息的海表面以下辐照度反射比: 1000 个海洋水色要素浓度组合, 8 个波段: 411, 443, 490, 509, 559, 619, 665, 705nm, 在 0-87°范围内 17 个太阳天顶角.

表 1 纯海水和二类水体成分固有光学性质参数化模型

Tab.1 Parameterisation of inherent optical properties of pure sea water and constituents of Case II waters

成分	IOP	模型/测量	参考文献
纯海水	吸收	Directly measured	Pope and Fry <sup>[27]</sup>
	散射	$b_w(\lambda)=0.00288(\lambda/500)^{-4.32}$	Morel <sup>[28]</sup>
	相函数	$p_w(\lambda)=0.06225(1+0.835\cos^2\theta)$	Morel <sup>[28]</sup>
颗粒物	吸收	$a_{p1}(\lambda)=A_{ap}(\lambda)[Chl]^{B_{ap}(\lambda)}$	Bricaud <i>et al</i> <sup>[29]</sup>
		$a_{p2}(\lambda)=a_{p2}(443)e^{-0.0122(\lambda-443)}$ , $a_{p2}(443)=0.0216<SPM>^{1.0247}$	Babin <sup>[25]</sup>
	散射	$b_p(\lambda)=0.5<SPM>$	Babin <sup>[25]</sup>
	后向散射概率	$\tilde{b}_b = f(r, \lambda)$	Zhang <sup>[24]</sup>
CDOM	吸收	$a_y(\lambda) = a_y(443)e^{-0.0176(\lambda-443)}$	Babin <sup>[25]</sup>

### 1.2 现场测量数据集

本研究采用的现场测量数据来自以下数据集: COASTLOOC (Coastal Surveillance Through Observation of Ocean Colour)<sup>[25]</sup>, 和 PMNS (Particulate Matter North Sea)<sup>[31]</sup>. COASTLOOC 数据集包括对应 IOPs、水体要素浓度以及 412-865nm 范围内 13 个波段的海表面以下辐照度反射比. COASTLOOC 数据集(424 个站位)的大部分站点水体均为二类, 只有大西洋和地中海 93 个站点水体为一类. PMNS 项目共有 5 个航次<sup>[31]</sup>, 对南北海水域的 IOPs、AOPs 和水质参数作出了现场测量. 这一区域处在莱茵河河口附近, 受到河水流入影响, 其水体为典型的二类水体.

表 2 描述了本文使用的现场测量数据的有关信息. 印证集数据用于建立颗粒物的后向散射概率模型, 包括了 COASTLOOC 的 7 个子集. 实验集数据包括 PMNS 数据集和 COASTLOOC 的 3 子集. 所有印证

集数据水体类型都为二类, 实验集数据水体类型包含一类和二类两种.

另外, 由于本文使用的现场测量数据来自不同的数据源, 它们包含的内容不尽相同. 为了便于使用, 首先对这些数据进行了预处理, 使所有数据集包含的内容相同.

表 2 现场测量数据集的有关信息  
Tab.2 The characteristics of *in situ* data sets

	印证集							实验集			
数据	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	C_7	C_8	C_9	C_10	PMNS
个数	35	57	17	51	10	64	9	48	34	28	131
位置*	AS	BS	EC	EC	NS	NS	NS	MS	MS	AO	NS
类型	2	2	2	2	2	2	2	2	1	1	2

\* AS=亚得里亚海, ES=波罗的海, EC=英吉利海峡, NS=北海, MS=地中海, AO=大西洋.

## 2 ANN 反演水色要素

### 2.1 人工神经网络

本研究采用多层感知器网络(MLP)来描述二类水体水色和水色要素之间的关系, 该网络共有三个层: 输入层、隐含层、输出层. 隐含层中的神经元与输入层和输出层的每一个神经元相连. 在本研究中, 使用三个不同的 MLP 来单独反演色素浓度、悬浮颗粒物质和 CDOM, 并非用一个 MLP 同时反演三要素. 因此, 输出层只有一个神经元, 它只代表着一种要素的输出结果. 这会使训练过程复杂, 但能使每种要素的反演结果更为精确.

为了确定多少个和哪一个波段或波段组合最适合反演 CHL、SPM 和 CDOM, 本研究尝试了 13 种输入组合. 在 13 种组合中, 前 4 种为不同波段遥感反射比组合, 后 9 种为遥感反射比比值的组合. 输入数据组合的维数决定了神经网络输入层神经元的个数.

隐含层神经元最优化个数受到多种因素影响, 下面将详述隐含层神经元个数的确定.

### 2.2 ANN 的训练

各种输入组合的算法性能主要由 2 个因素决定: 隐含层神经元个数和训练数据集的添加噪声值. Zhang 等<sup>[9]</sup>提出了确定隐含层神经元最优化个数和合理噪声值的方法. 为找到隐含层神经元最优化个数, ANN 分别试验了 6, 12, 20 和 30 个神经元. 为找到最合理的添加噪声值, 在输入的模拟训练集中分别加入 10%, 20%, 30% 和 40% 的随机噪声.

1.1 节阐述了如何由辐射传递模拟得到用于神经网络训练的数据集. 模拟数据集由 1000 个辐照度反射比光谱组成, 对应着 1000 组 3 要素浓度的组合.

对于每一种输入组合, 在模拟数据集上加 0%, 10%, 20%, 30%, 40% 的随机噪声得到 5 个训练数据集, 同时构造隐含层神经元个数分别 6, 12, 20, 30 的 4 个神经网络. 这样, 5 个训练数据来训练 4 个不同的神经网络, 总共得到  $5 \times 4 = 20$  个可供选择的神经网络.

### 2.3 最佳 ANN 结构

上节描述了所有可供选择的神经网络是如何构造的. 为了找到适合反演特定要素的最佳神经网络, 用两个统计参数来评价 ANN 的估算值与印证数据的比较结果: 均方根误差(RMSE)和 Pearson 相关系数的平方( $r^2$ ). 把印证数据集输入到上述构建的神经网络中, 通过计算和比较上述实验的统计参数, 可获取反演 3 要素的最佳的输入、ANN 结构和合理的添加噪声. 通过分析以上实验结果, 可以得到以下结论:

(1)对于色素浓度的反演, 由 7 个辐照度反射比比值(R411/R443, R490/R443, R510/R443, R559/R443, R619/R443, R665/R443, R705/R443)组成作为输入可以得到最好的结果(RMSE 最小和  $r^2$  最大). 这种组合  $r^2=0.729$ , RMSE=0.274.

(2)对于 SPM 的反演, 由 8 个辐照度反射比的组合(R411, R443, R490, R510, R559, R619, R665, R705)作为神经网络的输入可得到最好的结果,  $r^2=0.772$ ,  $RMSE=0.201$ . 此外, 输入为 8 个辐照度反射比组合表现出来的性能要稍微优于输入为 6 个辐照度反射比组合(R411, R443, R490, R510, R559, R665). 这意味着额外增加 619nm 和 709nm 处信息可以提高 SPM 的反演精度.

(3)对于 CDOM 吸收的反演, 输入为 6 个辐照度反射比(R411, R443, R490, R510, R559, R665)附加太阳天顶角的组合有最大的  $r^2$ ( $RMSE=0.189$ ,  $r^2=0.835$ ).

(4)Zhang 等<sup>[19]</sup>提出了在一类水体中反演色素浓度时, 输入为遥感反射比比值要比输入为遥感反射比的反演精度高. 这是因为光谱间有相关关系的噪声可以通过双波段反射比相比得到部分消除. 从本研究可以看出, 把波段反射比比值作为输入的算法最适合反演色素浓度, 而把反射比直接作为输入的算法特别适合反演 SPM 和 CDOM. 这种情形可以这样解释, SPM 和 CDOM 的吸收光谱可以用一个指数衰减函数来表示, SPM 和 CDOM 吸收对不同波段反射比贡献的表现形式相似. 双波段反射比比值, 一方面可以减少光谱间相关联的部分噪声, 另一方面在反演 SPM 和 CDOM 时也会损失一些有用信号.

### 3 反演算法性能评价

反演每一水色要素最佳 ANN 的性能可以通过以下三步进行评价:

(1) 应用于训练数据集: 对于每一水色要素浓度, 用模拟数据集作为 ANN 的输入, 其导出值和对应辐射传递模拟的输入值进行比较. 如表 3 和图 1a、2a 和 3a 所示, ANN 对模拟的训练集有很好的反演性能, 图 1a、2a 和 3a 分别表示 CHL、SPM 和 CDOM 的反演结果.

表 3 反演 3 要素最佳 ANN 的性能

Tab.3 Performance of the selected optimal ANNs for the retrievals of three oceanic constituents

要素	输入	隐含层神经元个数	噪声量 (%)	训练数据		印证数据		实验数据	
				$N=1000$		$N=205$		$N=163$	
				RMSE	$r^2$	RMSE	$r^2$	RMSE	$r^2$
CHL	R411/R443, R490/R443, R510/R443, R559/R443, R619/R443, R665/R443, R705/R443	12	40	0.290	0.889	0.274	0.729	0.339	0.860
SPM	R411, R443, R490, R510, R559, R619, R665, R705	6	0	0.058	0.994	0.201	0.772	0.338	0.910
CDOM	R411, R443, R490, R510, R559, R665, $\cos(\theta_s)$	30	40	0.163	0.933	0.189	0.835	0.279	0.769

(2) 应用于印证数据集: 将反演不同水色要素的 ANN 分别运用到包含测量数据的印证集中. 表 3 同样列出了色素、SPM 和 CDOM 的反演结果, 并分别由图 1b、2b 和 3b 表示. 3 要素印证集的反演值同现场测量集的真实值有很好的-一致性. 这并不奇怪, 因为印证集, ①用于建立辐射传递模拟利用的海洋颗粒物后向散射概率模型,②用来确定最优的 ANN 结构和添加噪声量级.

(3) 应用于试验数据集: 将反演不同水色要素的 ANN 分别应用于现场测量数据集的另一个子集-试验集. 表 3 同样列出了色素、SPM 和 CDOM 的反演结果, 并由分别由图 1c、2c 和 3c 表示. 对于试验集, ANN 也有很好的反演性能. 我们知道, 实验集完全独立于训练集和印证集.

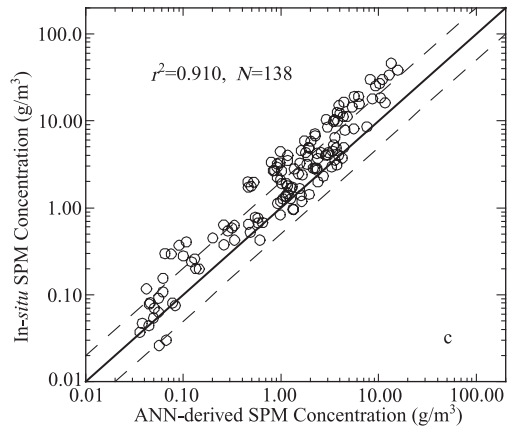
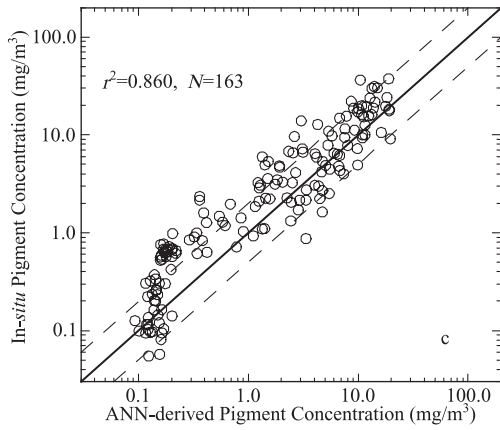
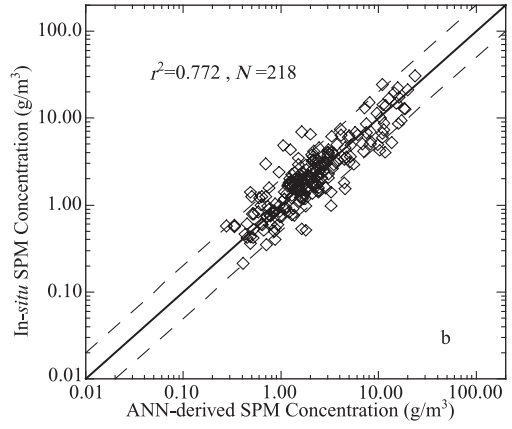
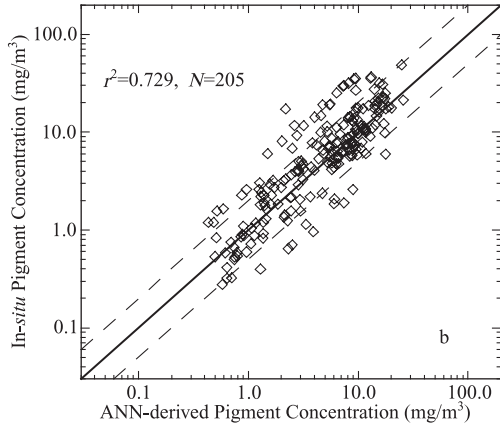
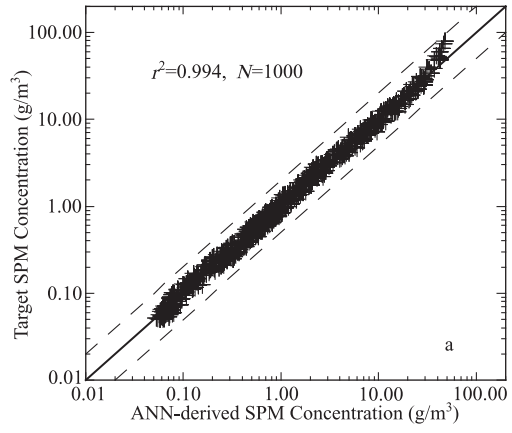
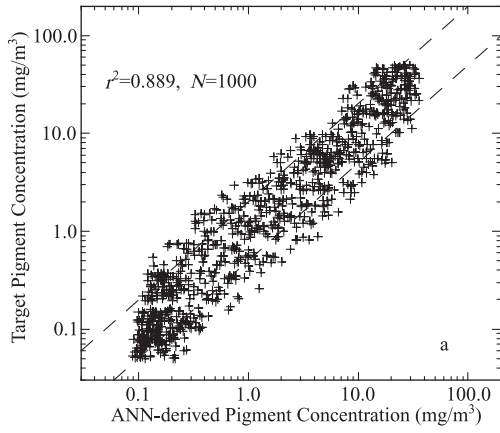


图1 基于 ANN 的色素反演算法性能比较: 模拟训练集(a), 印证集(b), 试验集(c); 虚线表示 2 倍误差范围

Fig.1 Scatter plot showing the performance of the ANN-based pigment retrieval algorithms for the synthetic: training data set(a), validation data set(b), and test data(c); The dashed lines indicate the factor 2 error margin

图2 基于 ANN 的 SPM 反演算法性能比较: 模拟训练集(a), 印证集(b), 测试集(c); 虚线表示 2 倍误差范围

Fig.2 Scatter plot showing the performance of the ANN-based SPM retrieval algorithms for the synthetic: training data set(a), validation data set(b), and test data(c); The dashed lines indicate the factor 2 error margin

#### 4 结论

建立了1种在二类水体中水色3要素的反演方法. 该反演算法利用了ANN技术, 其训练数据集由辐射传递模拟获得.

建立了基于人工神经网络反演 CHL、SPM 和 CDOM 的3种算法. 每1个神经网络有3层: 1个输入层, 1个隐含层和1个输出层. 输出层只有1个神经元, 它对应着1种要素浓度. 对于不同要素的反演算法, 其最佳神经网络输入层神经元和隐含层神经元个数都不相同. 用于色素反演的最佳神经网络, 输入层有7个神经元, 对应于7个波段反射比比值, 隐含层有12个神经元. 用于SPM反演的最佳神经网络, 输入层有8个神经元, 对应8个波段反射比, 隐含层有6个神经元. 用于CDOM反演的最佳神经网络, 输入层有7个神经元, 分别对应6个波段反射比和太阳天顶角, 隐含层有30个神经元.

将3个训练好的神经网络应用到印证集和试验集(完全独立于训练集和印证集), 3要素的反演结果令人满意. 例如, 用该算法反演色素浓度, 印证集的反演值和实测值之间的 $r^2$ 和 $RMSE$ 分别为0.729和0.274, 试验集 $r^2$ 和 $RMSE$ 分别为0.860和0.339. 用该算法反演SPM, 印证集的反演值和实测值之间的 $r^2$ 和 $RMSE$ 分别为0.772和0.201, 试验集 $r^2$ 和 $RMSE$ 分别为0.910和0.338. 用该算法反演CDOM, 印证集的反演值和实测值之间的 $r^2$ 和 $RMSE$ 分别为0.835和0.189, 试验集 $r^2$ 和 $RMSE$ 分别为0.769和0.279.

本研究的结果显示, 无论对于印证数据集还是试验数据集, 3要素的反演是成功的. 但注意到, 印证集和试验集都来自同一个水域-欧洲近岸水域. 与其它反演算法一样, 本文建立的基于ANN的水色要素反演算法也适用特定的海域. 这是由于产生训练数据集的辐射传递计算是依据特定海域的固有光学性质. 如果所应用海区的IOPs的特点与产生训练集的IOPs的特点有显著不同, 那么ANN的性能将受到很大影响. 因此, 为了建立具有高性能的ANN算法, 需要利用所应用海域的已知IOPs的模型来产生训练数据集.

致谢: 首先感谢 Frank Fell 博士对本文的诸多有益建议. 另外, 本文所利用的现场测量数据源于 COASTLOOC 和 PMNS 项目, 作者对此表示感谢, 同时对提供现场测量的首席科学家及参加者表示感谢.

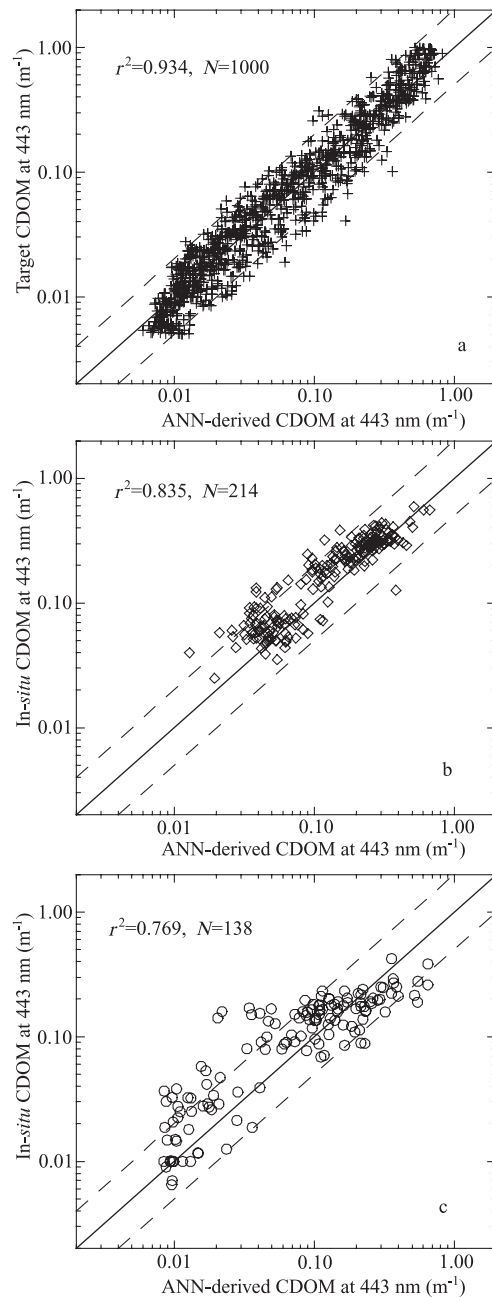


图3 基于ANN的CDOM反演算法性能比较: 模拟训练集(a), 印证集(b), 测试集(c); 虚线表示2倍误差范围

Fig.3 Scatter plot showing the performance of the ANN-based CDOM retrieval algorithms for the synthetic: training data set(a), validation data set (b) and test data(c); The dashed lines indicate the factor 2 error margin

## 5 参考文献

- [1] Falkowski PG. The role of phytoplankton photosynthesis in global biogeochemical cycles. *Photosyn Res*, 1994, **39**: 235-258.
- [2] Mopper K, Zhou XL, Kieber RJ *et al.* Photochemical degradation of dissolved organic carbon and its impact on the oceanic carbon cycle. *Nature*, 1991, **353**: 60-62.
- [3] Siegel DA, Michaels AF. Quantification of non-algal light attenuation in the Sargasso Sea: implications for biogeochemistry and remote sensing. *Deep Sea Res*, 1996, **43**: 321-345.
- [4] Siegel DA, Maritorena S, Nelson NB *et al.* Global distribution and dynamics of coloured dissolved and detrital organic materials. *J Geophys Res*, 2002, **107**: 3228-3242.
- [5] Moran MA, Zepp RG. Role of photo reactions in the formation of biologically labile compounds from dissolved organic matter, *Limnol Oceanogr*, 1997, **42**: 1307-1316.
- [6] IOCCG. Ocean Colour Sensors, [www.ioccg.org/sensors\\_ioccg.html](http://www.ioccg.org/sensors_ioccg.html), 2008.
- [7] O'Reilly JE, Maritorena S, Mitchell BG *et al.* Ocean colour chlorophyll algorithms for SeaWiFS. *J Geophys Res*, 1998, **103**: 24937-24953.
- [8] Doerffer R, Fischer J. Concentrations of chlorophyll, suspended matter, and gelbstoff in case II waters derived from satellite coastal zone colour scanner data with inverse modelling methods. *J Geophys Res*, 1994, **99**: 7457-7466.
- [9] Carder KL, Chen FR, Lee ZP *et al.* Semianalytic moderate resolution imaging spectrometer algorithms for chlorophyll and absorption with bio-optical domains based on nitrate-depletion temperatures. *J Geophys Res*, 1999, **104**: 5403-5421.
- [10] Roesler CS, Perry MJ. In situ phytoplankton absorption, fluorescence emission, and particulate backscattering spectra determined from reflectance. *J Geophys Res*, 1995, **100**: 279-294.
- [11] Garver SA, Siegel DA. Inherent optical property inversion of ocean colour spectra and its biogeochemical interpretation 1. Time series from the Sargasso Sea. *J Geophys Res*, 1997, **102**: 18607-18625.
- [12] Lee ZP, Carder KL, Mobley CD *et al.* Hyperspectral remote sensing for shallow waters: 2. Deriving bottom depths and water properties by optimisation. *Appl Opt*, 1999, **38**: 3831-3843.
- [13] Hoge FE, Lyon PE. Satellite retrieval of inherent optical properties by linear matrix inversion of oceanic radiance models: an analysis of model and radiance measurement errors. *J Geophys Res*, 1996, **101**: 16631-16648.
- [14] Lee ZP, Carder KL, Arnone R. Deriving inherent optical properties from water color: a multi-band quasi-analytical algorithm for optically deep waters. *Appl Opt*, 2002, **41**: 5755-5772.
- [15] Thiria S, Meija C, Badran F *et al.* A neural network approach for modelling non-linear transfer functions: application for wind retrieval from space borne scatterometer data. *J Geophys Res*, 1993, **98**: 22827-22841.
- [16] Keiner LE, Brown CW. Estimating oceanic chlorophyll concentrations with neural networks. *Int J Remote Sens*, 1999, **20**: 189-194.
- [17] Schiller H, Doerffer R. Neural network for emulation of an inverse model-operational derivation of Case II water properties from MERIS data. *Int J Remote Sens*, 1999, **20**: 1735-1746.
- [18] Gross L, Thiria S, Frouin R *et al.* Artificial neural networks for modelling the transfer function between marine reflectance and phytoplankton pigment concentration. *J Geophys Res*, 2000, **105**: 3483-3495.
- [19] Zhang Tinglu, Fell Frank, Liu zhishen *et al.* Evaluating the performance of artificial neural network techniques for pigment retrieval from ocean colour in Case I waters. *J Geophys Res*, 2003, **108**: 3286.
- [20] Doerffer R, Schiller H. The MERIS Case 2 water algorithm. *Int J Remote Sens*, 2007, **28**: 517.
- [21] Buckton D, O'Mongain E, Danaher S. The use of neural networks for the estimation of oceanic constituents based on the MERIS instrument. *Int J Remote Sens*, 1999, **20**: 1841-1851.
- [22] Mobley CD. Estimation of the remote-sensing reflectance from above-surface measurements. *Appl Opt*, 1999, **38**: 7442-7455.
- [23] Fargion GS, Mueller JL. Ocean optics protocols for satellite ocean colour sensor validation, Revision 2. NASA/TM-2000-209966. NASA Goddard Space Flight Center, Greenbelt, Maryland, 2000: 98.



- [24] Zhang Tinglu. Retrieval of oceanic constituents with artificial neural network based on radiative transfer simulations techniques [PhD thesis]. Institut fuer Weltraumwissenschaften, Freie Universitaet Berlin, Germany, 2003.
- [25] Babin M. Coastal surveillance through observation of ocean colour (COASTLOOC), Final Report, Project ENV4-CT96-0310, Laboratoire de Physique et Chimie Marines, Villefranche-sur-mer, France, 2000: 233.
- [26] Fell F, Fischer J. Numerical simulation of the light field in the atmosphere-ocean system using the Matrix-Operator method. *J Quant Spectrosc Radiat Transfer*, 2001, **69**: 351-388.
- [27] Pope RM, Fry ES. Absorption spectrum(380-700)of pure water. II. Integrating cavity measurements. *Appl Opt*, 1997, **36**: 8710-8722.
- [28] Morel A. Optical properties of pure water and pure sea water, in Optical Aspects of Oceanography. In: Jerlov NG, Nielsen ES eds. New York, USA: Academic Press, 1974: 1-24.
- [29] Bricaud A, Morel A, Babin M *et al*. Variations of light absorption by suspended particles with chlorophyll-a concentration in oceanic (case 1) waters: Analysis and implications for bio-optical models. *J Geophys Res*, 1998, **103**: 31033-31044.
- [30] Zhang Tinglu, Frank F. An approach to improving the retrieval accuracy of oceanic constituents in Case II waters. *Journal of Ocean University of China*, 2004, **3**(2): 220-224.
- [31] Shimwell SJ, Wernand M. Ocean colour algorithm development, PMNS report, 1995, Netherlands Institute for Sea Research, Netherlands.