

海洋水色卫星遥感二类水体反演算法的 国际研究进展

巩彩兰¹ 樊伟^{1,2}

(1. 华东师范大学河口海岸国家重点实验室, 上海 200062; 2. 中国水产科学研究院东海水产研究所, 上海 200090)

摘 要: 根据国际海洋水色卫星的研究发展与应用现状, 回顾了国际海洋水色卫星遥感二类水体现有反演算法的基本原理和存在的优缺点, 以及提高反演精度需要的技巧。指出二类水体反演算法相对一类水体算法的复杂性, 要建立全球通用的反演算法还要继续研究更好的光学模型, 使得各种反演算法具有实验室之外的实际应用价值。

关键词: 二类水体; 海洋水色遥感; 反演算法

中图分类号: P714.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-6392(2002)02-0077-07

引 言

根据双向分类法, Morel 和 Prieur (1977) 提出将海水分为一类水体和二类水体^[1], 后来 Gordon 和 Morel (1983) 又作了进一步的修改^[2, 3], 根据定义一类水体是指那些光学性质主要受浮游植物影响的水体; 二类水体则不仅受浮游植物的影响, 而且受到其它悬浮物中的有机分子和黄色物质的影响, 对于水比较浅的情形, 还要考虑海底物质对二类水体光学性质的影响。通常外海海水为一类水体, 沿岸水水体属于二类水体。

1 海洋水色遥感卫星研究现状

美国国家宇航局 (NASA) 于 1978 年 8 月发射的世界上第一颗海洋卫星装载有海岸带水色扫描仪 (CZCS), 可用来监测海洋水色。但是 CZCS 名不符实, 它并不适用于海岸带地区和其它光学性质复杂水体的监测, 主要是因为这些水体含有悬浮物, 会对水体正常的光学信号进行干扰, 在图像上产生噪声信号, 因此, 其数据的定量反演技术仅仅适用于外海一类水体^[4]。

尽管如此, 海洋水色卫星还是得到了迅速发展, 尤其在最近的 5 年中, 出现了各国竞相发射海洋水色卫星的热潮, 如日本 1996 年发射的 ADEOS 卫星载有海洋水色和温度扫描仪 (OCTS); 美国 1997 年发射的 Seastar 海洋卫星和 1999 年发射的 MODIS; 韩国和我国台湾地区也分别发射了各自的海洋卫星。我国第一颗海洋水色卫星也将于 21 世纪初发射。随着海洋水色卫星技术的提高, 在 CZCS 实验的基础上, 结合一系列理论研究, 通过对卫星平台传

感器与现场观测的研究,目前人们对海洋水色卫星反演各类水体的方法已经大大提高,例如通过建立一些新的数学模型,将海洋与大气作为一个系统进行模拟来研究水体;并且有越来越多的新的统计和数学方法来处理多个变量的非线性问题。这一切都旨在提高海洋水色遥感在海岸带和其他光学性质复杂地区水体的应用研究水平。

2 二类水体的海洋水色卫星反演算法

二类水体的光学属性受几种物质共同影响,而且许多情况下二类水体对入射光具有很大的散射作用。因此已有的一类水体反演算法并不适用于二类水体,需要设计新的算法来研究二类水体。下面介绍现有的几种二类水体反演算法及其优缺点(见表1)。

2.1 经验公式法

经验公式是建立在实验数据基础上的,通过建立水体光学性质和水体组分浓度之间的定量关系,即通过测量水体表面的光谱辐射特征和水体中各组分的浓度而建立的。

算法表达式为:

$$\hat{p} = \alpha \left(\frac{R_1}{R_2} \right)^\beta + \gamma$$

式中: \hat{p} 为待估计物理量的浓度(如,叶绿素浓度、悬浮物质和黄色物质浓度,以及衰减系数); R_i 为光谱通道 i 的反射(或辐射)系数;系数 α 、 β 和 γ 可根据实验数据得出的辐射率系数与水体物理性质的关系反演求得。

经验法的详细讨论可以参考 Gordon 和 Morel (1983)^[2] 以及 Sathyendranath 和 Morel (1983)^[3]。可以通过增加遥感卫星传感器的通道数,扩大变量取值范围或只用研究特定物质的光谱特征^[5,6],也可以通过更恰当的遥感波段设置来提高经验算法研究二类水体的精度,例如已有报道叶绿素浓度高的二类水体适合使用长波通道代替通常研究一类水体所用的波长较短的蓝绿光通道,这样可以排除黄色物质的干扰,提高经验方法的精度^[7~10]。

2.2 基于模型的算法

基于模型的算法的主要特点是利用生物-光学模型描述水体组分和水体光谱辐射特征之间的相关性,如同用辐射传输模型模拟光在水和大气中的传播一样,利用生物-光学模型可以模拟水面或水面上空大气层的光谱特征。同样根据反射或辐射光谱与水体组分浓度之间的曲线关系图,也可以反演水体的各种特征。许多数学原理都可以用来建立反演算法,下面是迄今为止已经使用的各种反演算法的简单介绍。

2.2.1 代数法

最简单的模型算法是用代数表达式描述海洋水色与地球物理特征的相关性。这种方法应用按照一定周期测量的光谱数据,建立光谱特征与水中物质组分浓度之间的定量关系。因为需要测量光谱数据来建立海洋水色模型,所以该方法又称“半解析法”。利用近似值可以减少未知数的个数和简化未知数之间的相互关系,该方法表示为一个可以依次求得未知数解的方程组,如果光谱特征与物质组分浓度是非线性关系,可以通过查表或者减小预测值和观测

值之间的差异来求解。该方法的应用实例可以参考 Carder 等 (1999年)^[11] 和 Lee 等 (1996, 1999年)^[12, 13] 的有关文章。

2.2.2 非线性最优化技术

基于非线性最优化技术的反演算法的原理是提出一种预测模型, 通过改变作为预测模型输入变量的水体组分 (即叶绿素、总悬浮物、黄色物质和气溶胶厚度) 的浓度值, 使得根据模型计算光谱辐射的预测值和实际测量值之间的误差 (x^2) 最小。 x^2 表示式为:

$$x^2 = \sum \lambda (L_{sar} - L_{mod})^2$$

式中: L_{sar} 表示卫星传感器测量得到的辐射值; L_{mod} 表示根据模型计算得到的辐射值; Σ 表示对所有波段求和。通常预设一个 x^2 的阈值来规定测量和计算的次数。

减小误差的方法有许多, 包括: Levenberg-Marquardt 算法和最简算法 (Nelder 和 Mead, 1965)^[14] 等, 有关的内容可以到网站 (<http://www.net.lib.org>) 或者国际数理统计图书馆查询有关函数和详细算法资料。

应用非线性最优化技术研究海洋水色需要注意两个方面: 首先, 设置预测模型的参数时要保证将要反演的未知参量之间的相关性尽可能小, 因为在反演的未知量之间总是具有一定的自相关, 例如叶绿素-a 和总悬浮物之间具有一定的相关性, 这样就可能导致定量反演的结果含糊不清。其次, 初始条件的设定也相当重要, 如果可能, 应该为每一个需要反演的未知量设定各自的上限和下限, 从而保证得到确切的最小值 (为防止 x^2 出现许多最小值, 即方程出现多个解), 而且还可以提高运算速度。同样, 其他方法也需要设一些边界条件。

许多人都已经尝试利用该技术从事遥感波谱试验和现场光谱反射测验。详细资料可参阅 Bukata 等 (1991)^[15]、Doerffer 和 Fisher (1994)^[16]、Roesler 和 Perry (1995)^[17]、Lee 等 (1996, 1999)^[12, 13] 以及 Garver 和 Siewed (1997)^[18] 的研究成果。

2.2.3 主成分分析法

在所有研究海洋水色的算法中, 都要考虑水体对大气的吸收和散射, 因为它们对大气辐射测量的影响很大。传统的方法是通过大气纠正来消除水体对光的吸收和散射。综合解译方法是将大气的光学性质作为反演公式的附加变量来考虑。采用这种方法, 可将海洋水色传感器测量到的大气顶部的光谱辐射数据作为反演的初值。该方法不但可以测量大气的光谱性质, 还可以定量反演水体中三种主要组分 (叶绿素-a、黄色物质和无机悬浮物质) 的特征, 能够根据水体内部不同的光学性质对算法进行调整。该方法利用多光谱、多变量的数据可以区分水体所含的不同组分, 并且可以节约计算机运算时间。

综合解译算法的基本思想是要得到大气顶部光谱辐射和地球物理量之间的分段线性关系图。该算法研究引出了光学权重系数的概念, 并且与多变量线性回归分析密切相关。因为不同波段的光谱数据特征具有很大的相关性, 所以需要一种特殊的方法来研究二类水体, 主成分分析法就是可以减少这种相关性的方法之一^[19~22]。

给定水体组分和大气光谱性质的相关性, 辐射传输模型可以产生大气顶部的辐射特征数据集和检验传感器的光谱性能^[23]。所以, 对模拟光谱数据的主成分分析可以决定所需光谱通道数和每一个光谱通道在反演感兴趣的地球物理变量时所占的权重。相对于使用所有波段而

言,主成分分析法通过计算不同波段提供的信号的相关性,并增强它们之间的潜在的差别,提高了反演水体组分的准确性。

2.2.4 神经网络算法

神经网络技术可以用来解决水色遥感反演问题,包括不同波段辐射之间的相互关系反演,以及水体组分的浓度反演。利用神经网络技术的多元非线性回归技术与简单线性回归的相互关系,神经网络技术反演算法的优势在于其预测模型包含了详细的遥感过程的物理描述,具有极高的实用性。神经网络技术在光学遥感中的应用实例可以参考 Doerffer 和 Schiller (1998)^[24]、Sandidge 和 Holyer (1998)^[25] 以及 Lee 等 (1998)^[26]。

在一类水体的遥感中,应用线性回归分析方法研究叶绿素浓度的对数与蓝、绿两个波段光谱辐射的比值的对数之间的关系。对于二类水体,假设碎屑和溶胶颗粒都很小的情况下,可以用这种线性回归方法,根据一个红光波段附近的光谱辐射比值反演高浓度的悬浮物质。当某个波段的反射率不仅依赖一个变量,例如依赖于水体组分、黄色物质、悬浮物质等,而且水体组分浓度范围变化不大时,就要用多元线性回归分析方法研究。如果浓度范围变化较大,就要用非线性回归分析法,如高阶多项式。神经网络技术可以决定多波段光谱和水体组分的关系。

神经网络技术可以根据一组测量数据(即浓度和反射率)或者一组模拟数据集进行回归分析。如果利用辐射传输模型的模拟数据集,需要知道水体内部光学性质。线性或非线性回归分析可以推导水体组分浓度和光谱辐射特征之间的关系。而且,还需要其它一些关于水体性质的假设条件,如水体组分的垂直分布状况等。

一个神经网络在输入层和输出层包含大量的节点,输入输出层之间有许多隐含层。提前输入的神经网络,每一个层的节点都和前一输出层的所有节点相关联。每一节点的输入值权重不同,对其求偏导或者其它非线性逻辑关系求和,因此输出值就和下一层的所有神经元有关。这种逻辑关系特别适用于遥感研究,因为浓度的对数和反射率的对数都遵循新的对数函数。因为每一个节点有不同系数,所以人工神经网络可以描述任何非线性关系。

通过实验或者训练,求模拟浓度和光学性质的最小方差来决定每个神经元的权重,通过神经网络和相关辐射率的关系决定水体组分的浓度。系数的确定,即训练,可以用各种最小化技术例如后向传播算法等,问题是反演求出的浓度与辐射值的关系在误差范围内会有不止一个解,学习的成功与否依赖于是否尽量避免了这些问题。另外,还要避免过量的学习,因为当网络对每个节点训练精度较节点之间训练精度高时,可以近似描述多边形,却不能正确描述每一个节点。

大气校正:神经网络能够利用模拟大气顶部的辐射,或者利用辐射被大气瑞利散射作用消元,使大气校正合并为一个步骤。所以可以单独利用神经网络进行大气校正,推导水体的光谱反射和辐射,作为神经网络技术反演水体组分的分界面。这样两步神经网络技术在 MOS 算法理论基础文献中有详细描述(Doerffer 和 Schiller, 1999)^[27]。在这种情况下,球形辐射和可见光波段传播根据大气顶部的近红外波段推导得来。对于水体涡流,近红外波段的离水辐射由高浓度悬浮颗粒物引起,在模拟过程必须加以考虑。

表 1 总结了上面讨论的不同类型算法的主要特点。

表 1 各种反演算法主要特点总结
Tab. 1 The sum of main characteristics of variuos retrieved algorithms

算法属性	经验公式法	代数法	非线性最优化算法	主成分分析法	神经网络法
输入要求	生物-光学数据和实地测量数据中的代表性数据	生物-光学模型	生物-光学模型	生物-光学模型或生物-光学数据和实地测量数据中的代表性数据	生物-光学模型或生物-光学数据和实地测量数据中的代表性数据
复杂性级别	低	中	高	中等(对于模型和训练), 低(对于计算)	高(对于模型和训练), 低(对于计算)
反演准确性	低到中等	中	高	中到高	中到高
对模拟/训练数据的依赖性	无	无	无	有	有
计算机运算速度	低	低	高	中等(对于模型和训练), 低(对于计算)	高(对于模型和训练), 低(对于计算)
适用的空间范围(区域/全球)	依赖于输入的数据类型	通过局部模型适应	通过局部模型适应	通过局部 LUTs 自适应	通过局部网络自适应

3 结 语

从上面讨论中可以得到如下结论:

a) 由于二类水体内部光学性质不稳定, 与一类水体的简单反演算法相比而言, 二类水体的反演算法需要更加复杂的数学函数和计算过程, 要处理更多的变量, 在非线形反演算法中存在更多的未知数。

b) 二类水体的反演需要更多的光谱信息, 也就是说, 需要更多的光谱通道和更高的光谱分辨率, 某些应用领域还需要高光谱数据。

c) 提高二类水体反演算法的精度基本方法是同时调用一些关于输出变量的相关信息。关于欲反演物理量的性质的统计关系(如最简单的回归方程)和物理模型可以帮助获得正确的反演结果。

d) 为了检验二类水体反演算法的有效性, 要求建立可以校正光学仪器和测量样品的光学模型。二类水体的光学模型要比一类水体的光学模型具有更大的可扩充性, 有利于不同算法和结果的互相比较。

总之, 尽管研究海洋水色卫星数据反演二类水体的算法已经取得可喜的进步, 但是要建立全球通用的反演算法还远远不够。为了保证反演结果的精度达到能够解决实际问题的要求, 仍然需要继续研究更好的反演光学模型和提高各种算法的研究程度。

致谢: 承蒙恽才兴教授提供海洋水色卫星遥感二类水体的最新国际资料, 谨致真挚的谢意。

参考文献

- [1] Morel A, Prieur L. Analysis of variations in ocean color [J]. *Limnol. Oceanogr.* 1977, 22: 709~722
- [2] Gordon H R, Morel A. Remote Assessment of Ocean Color for Interpretation of Satellite Visible Imagery [M]. A Review, Lecture Notes on Coastal and Estuarine Studies, R.T. Barber, N.K. Mooners, M.J. Bowman and B. Zeitzschel (eds.), Springer-Verlag, New York, 1983, 114
- [3] Sathyendranath S, Morel A. Light emerging from the sea interpretation and uses in remote sensing [M]. In: Remote Sensing Applications in Marine Science and Technology. A. P. Cracknell(ed.). D.Reidel Publishing Company, Dordrecht, 1983, 323~357
- [4] Reports of the IOCG Number 3. Remote Sensing of Ocean Color in Coastal, and Other Optically-Complex, Waters, 1~5
- [5] Hoge F E, Swigt R N. Chlorophyll pigment concentration using spectral curvature algorithms: an evaluation of present and proposed satellite ocean color sensor bands [J]. *Appl. Optics*, 1986, 25: 3677~3682
- [6] Cippline P, Barale V, Davidov A *et al* Updated MOS bio-optical algorithms in the Northwestern Black Sea [C]. 3rd International Workshop on MOS-IRS and Ocean Colour, Wissenschaft und Technik Verlag, Berlin, 1999, 93~100
- [7] Dekker A G, Malthus T J, Seyhan E. Quantitative modeling of inland water quality for high-resolution MSS systems [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 1991, 29: 89~95
- [8] Gitelson A. The peak near 700 nm on radiance spectra of algae and water: relationships of its magnitude and position with chlorophyll concentration [J]. *Int. J. Remote Sensing*, 1992, 13: 3367~3383
- [9] Sathyendranath S, Platt T. Analytic model of ocean color [J]. *Appl. Optics*, 1997, 36:2620~2629
- [10] Schalles J F, Gitelson A A, Yacobi Y Z *et al*. Estimation of chlorophyll from time series measurements of high spectral resolution reflectance in an eutrophic lake [J]. *J. Phyco.*, 1998, 34:373~390
- [11] Carder K L, Chen F R, Lee Z P *et al*. Semianalytic Moderate Resolution Imaging Spectrometer algorithms for chlorophyll a and absorption with bio-optical domains based on nitrate-depletion temperatures [J]. *J. Geophys. Res.*, 1999, 104:5403~5421
- [12] Lee Z P, Carder K L, Peacock T G *et al*. Method to derive ocean absorption coefficients from remote-sensing reflectance. *Appl. Optics*, 1996, 35:453~462
- [13] Lee Z, Carder K L, Mobley C D *et al*. Hyperspectral remote sensing for shallow waters: 2. Deriving bottom depths and water properties by optimization [J]. *Appl. Optics*, 1999, 37:3831~3843
- [14] Nelder J A, Mead R. A simplex method for function minimization [J]. *Comput. J.*, 1965, 7:308~313
- [15] Bukata R P, Jerome J H, Kondratyev K Y *et al*. Satellite monitoring of optically-active components of inland waters: an essential input to regional climate change impact studies [J]. *J. Great Lakes Res*, 1995, 17:470~478
- [16] Doerfler R, Fischer J. Concentrations of chlorophyll, suspended matter, and gelbstoff in case II waters derived from satellite coastal zone color scanner data with inverse modeling methods [J]. *J. Geophys. Res.*, 1994, 99:7475~7466
- [17] Roesler C S, Perry M J. In situ phytoplankton absorption, fluorescence emission, and particulate backscattering spectra determined from reflectance [J]. *J. Geophys. Res.*, 1995, 100: 13, 279~13, 294
- [18] Garver S A, Siegel D A. Inherent optical property inversion of ocean color spectra and its biogeochemical interpretation I. Time series from the Sargasso Sea [J]. *J. Geophys. Res.*, 1997, 102:14, 607~18, 625
- [19] Muller J L, Austin R W. Ocean color measured off the Oregon Coast: characteristic vectors [J]. *Appl. Optics*, 1995, 6864~6879
- [20] Fischer J. On the information content of multispectral cavity absorption meter [J]. *Appl. Optics*, 1985, 31:2055~2065
- [21] Sathyendranath S, Lazzara L, Prieur L. A three-component model of ocean colour and its application of phytoplankton.

- Limnol.Oceanogr., 1989, 32: 403~415
- [22] Sathyendranath S, Platt T, Swift R N. Detection of phytoplankton pigments from ocean colour: Improved algorithms. *Appl. Optics*, 1994, 33:1081~1089
- [23] Krawczyk H, Neumann A, Walzel T *et al.* Investigation of interpretation possibilities of spectral high dimensional measurements by means of principal component analysis a concept for physical interpretation of those measurements. *Proc. SPIE*, 1993, 1938:401~411
- [24] Doerffler R, Schiller H. Determination of case 2 water constituents using radiative transfer simulation and its inversion by neural networks [M]. In: *Proceedings, Ocean Optics XIV*, S.G.Ackleson and J.Campbell(eds.), Office of Naval Research, Washington, D C., 1998
- [25] Sandidge J C, Holyer R J, Rijkeboer M. Atmospheric correction of Sea WiFS imagery for turbid coastal and inland waters [J]. *Appl. Optics*, 2000, 39:897~912
- [26] Lee Z P, Zhang M R, Carder K L *et al.* A neural network approach to deriving optical properties and depths of shallow waters [M]. In: *Proceedings, Ocean Optics XIV*, S.G.Ackleson and J.Campbell(eds.), Office of Naval Research, Washington, DC., 1998b
- [27] Doerffler R, Schiller H. Determination of water constituents using radiative transfer simulation and its inversion by neural networks [M]. In: *Proceeding, Ocean Optics XIV*, S.G.Ackleson and J.Campbell(eds.), Office of Naval Research., Washington, DC., 1999

作者简介: 巩彩兰 (1974—), 女, 在读博士。主要研究方向为海洋遥感和海岸带 GIS, 已发表论文 5 篇。

Algorithms for Case 2 Waters of Remote Sensing of Ocean Color

GONG Cailan¹ and FAN Wei^{1, 2}

(1. State Key Laboratory of Estuary & Coast, East China Normal University, Shanghai 200062, China; 2. East China Sea Fisheries Research Institutes, CAFS, Shanghai 200090, China)

Abstract Remote sensing of ocean color is going through a quiet revolution, and new algorithms have emerged. In this paper algorithms for case 2 waters, the fundamentals, the merits and limitations have been studied, and the principle techniques that may be applied to the problem of algorithms have been given. The algorithm for case 2 water is more complex than that for case 1 water. In general one can state that, during the last years, promising developments of algorithms specifically designed for Case 2 water have taken place. However, the algorithms are still far from being operational at global scales.

Keywords case 2 water; remote sensing of ocean color; retrieved algorithm