

湖泊水质遥感研究进展

张 博^{1,2,3}, 张 柏¹, 洪 梅², 段洪涛¹, 宋开山¹, 王宗明¹

(1. 中国科学院东北地理与生态农业研究所, 吉林 长春 130012; 2. 吉林大学环境与资源学院, 吉林 长春 130026;
3. 中国科学院研究生院, 北京 100049)

摘要: 详述了湖泊遥感水质最新发展动态, 如遥感水质模型的数学方法、与水质指标最敏感的波段以及 TM、SPOT、MODIS、MERIS、AVHRR、CASI 等传感器的适用情况, 并分析了可能导致湖泊水质遥感模型误差的原因和解决办法。湖泊各项水质组分与光谱之间相互影响可认为是一种非常复杂的非线性关系, 最适合用神经网络这样的黑箱模型来模拟。应当研究和选取敏感波段, 用高光谱逐段分析与各种水质指标相关最密切的波段。湖泊水质遥感最终走向实用化必将其与水生态问题结合起来, 作为一种监测手段, 在水中藻类的时空分布、流域营养物质输送模型和湖泊水域水质模型等问题中得到广泛应用。我国学者使用超光谱数据源获得更为精确的监测成果还比较少, 由于我国卫星可以用来进行水质遥感的波段比较宽, 应当在新一代的资源环境卫星上加入更适合水质遥感的波段。

关键词: 湖泊; 水质遥感; 富营养化

中图分类号: P343; P343.3; G853.11 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-6791(2007)02-0301-10

传统的湖泊水质监测采用实地采样和实验室分析等手段, 这类监测方法在精度上有一定的准确性, 但是在点上进行, 并不能全面反映湖泊生态环境的总体时空变化, 且费时、费力、成本高, 更重要的是不能进行实时监测^[1]。遥感水质监测技术具有宏观、动态、成本低等显著特点, 其在水质监测上的应用, 有着常规监测不可替代的优点^[2]。它既可以满足大范围水质监测的需要, 也可以动态跟踪污染事件的发生、发展。富营养化和有毒藻类的暴发是很多湖泊面临的问题, 而遥感方法尤其适合监测与湖泊富营养化有关的水质指标。

国外从 20 世纪 70 年代开始就针对多光谱传感系统(multispectral sensing system, MSS)的 4 个波段进行湖泊水质遥感研究。目前人们已经应用卫星遥感数据研究水体组分如透明度、Chl-a、溶解性有机物、悬浮物、温度等的分布和变化^[3~9]。美国国家宇航局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)和欧洲宇航局(European Space Agency ESA)相继发射新一代卫星, 用于监测全球水质的变化^[10]。欧盟用卫星遥感监测湖泊水质(satellite remote sensing for lake monitoring, SALMON)计划主要研究^[11]: 与遥感同步测量水面反射光谱、吸收光谱和荧光, 提高遥感水质模型的精度; 测得大量光谱数据, 不用同步的水质数据, 只利用光谱的内在属性, 建立光谱与 Chl-a, CDOM, SPIM, SPOM、SD 和色度之间的关系式^[4]; 评价现有及将来的遥感器对于观测欧洲水质监测的可行性^[12], 评价潜在的卫星传感器是否可用于水质遥感。我国比较早的研究数字遥感水文模型的是傅江、季耿善等^[13]用 1 2000 彩红外在苏南大运河建立了全色与蓝绿红和各项有机组分 COD、DO、BOD₅、NH₃-N、NO₃-N 及有机污染综合指数之间的相关关系。我国自然科学基金也曾支持过水质遥感方面的研究^[14]。

湖泊水质遥感的一个重要方面是对富营养化和有毒藻类疯长的监测。Robert 等^[15]用 LandSat ETM+ 数据, 提前 5 周预报了湖面的微囊藻的暴发。Michelle 等^[16]用 SeaWiFS 监测有毒藻类 kerenia, 对有毒藻类的暴发作早期预警。这是湖泊水质遥感应用的成功案例。用遥感观测水质的关键在于建立光谱与水质浓度之间的关系^[17]。

收稿日期: 2005-04-07; 修订日期: 2005-08-10

基金项目: 中国科学院知识创新前沿领域资助项目(KZCX3-15)

作者简介: 张 博(1971-), 男, 吉林长春人, 副教授, 博士研究生, 主要从事水资源环境信息技术研究。

通讯作者: 洪 梅, E-mail: hongmeizhangbo@163.com

随着高光谱技术的发展,许多学者利用成像光谱仪监测表面水质,取得了较大进展。

1 适合遥感监测的湖泊水质问题

1.1 富营养化问题

虽然遥感方法可以监测湖泊水体中的很多组分,但富营养化问题中叶绿素的直接监测是其最擅长的一个方面。另外,湖泊各项水质指标之间存在着很好的相关性。营养状况指数(trophic state index, TSD)指数也是建立在湖泊水体各项组分(SPM, SD, TN, TP, COD等)与Chl-a之间的相关性基础之上的^[18]。它们之间的相关性在TSI指数中已经进行了表述。这种相关性为遥感方法监测这些水质指标提供了间接的手段。

1.2 其它种类湖泊水质问题

近年来,随着研究的深入,湖泊水质各项指标的相关性得到了扩展:黄色物质不仅与盐度、悬浮物有关,而且与Chl-a相关,与生物量的关系非常密切^[1]。Parak Herut, Gdenon Tibor等发现(suspended particulated material, SPM)与重金属有相关性^[19],这种相关性为环境有害物监测提供一种方法。目前RS水质解译很少涉及重金属,但如果知道了悬浮物与重金属之间的关系,是否就可以通过遥感水质模型大体上估算湖泊水体中的重金属的分布了呢?这种相关性为遥感方法监测水质指标提供了越来越多的间接手段。

2 遥感监测湖泊水质的主要指标

湖泊水体的光谱特征受很多水质组分的影响,其中起重要作用的或与光谱成明显相关关系的水质指标是:浮游植物、黄色物质、悬浮物、溶解性有机碳、浑浊度(或透明度)等。

2.1 叶绿素

经常用于估测浮游植物的生产力和生物量,也是反映水体富营养化程度的一个重要参数。遥感监测叶绿素a具有监测范围广、速度快、成本低和便于长期监测等优势^[17]。

2.2 黄色物质

由大量的(color dissolved organic material, CDOM)组成,包含40%~60%的(total dissolved organic carbon, TDOC),其颜色的85%~100%由这些物质组成。这些暗色物质通常由几大类有机物构成,在海水中主要是腐殖酸和棕黄酸这些低分子量物质,来源于陆地土壤^[1]。黄色物质对光谱有很大的影响,且影响生物化学过程,它对短波可见光和紫外线有很强的吸收作用。从光谱上来看,黄色物质与吸收能量相关,而且与荧光能量相关^[1]。对湖泊生态来说,黄色物质的来源也没有被很好地研究。

2.3 悬浮物

总悬浮物(total suspended particulate material, TSPM)分为有机悬浮物(suspended particulated organic material, SPOM)和无机悬浮物(suspended particulated inorganic material, SPIM)。SPOM由不同的藻类组成,因此在光谱上可能存在不同;SPIM不同的颗粒来源和粒径在光谱上也存在着差别。目前在这两方面应当做适当深入研究。

3 湖泊水质反演方法

反演水质总体上有三种方法:反射比经验公式法、各组分的散射和吸收经验公式以及荧光方法。

3.1 反射比经验公式法

利用水质组分与某一波段反射比或吸收比以及不同波段之间的比值之间的相关关系建立相关方程。按数学手段可以分为相关分析法、人工神经网络方法、线性方程组法、主成分分析法。按所取光谱自变量可以分为单波段相关法、波段比值法、波段微分法。

3.1.1 数学方法

不管采用哪一种数学方法,其根本目的是为了建设的水质光谱反演数学表达式。Donaldc. Pierson、C. Pierson等^[20]甚至建立了正反演的双向模型,水质反演通式为 $Y = a + bx + c_i$, c_i 为适合于不同湖泊的纠正系数, Y 为水质浓度, a , b 为系数^[21]。

相关分析法主要应用单波段、波段比值、一阶微分与水质指标相关关系建立方程^[17]。到目前为止已经产生了70余种遥感水质相关公式,分别用于不同波段和波段比值、不同湖泊类型及不同类型的光谱反演水质^[23]。

主成分分析法提取水面遥感图像的主成分,将显著的信息集中起来合成图像^[23],也就是按主成分进行聚类。针对不同的水体,这种图像均有不同的表现。解释这种图像特征值的地学含义,并概括解译方法,确定水质表面信息的标志类型。这种方法无论从定性的角度还是从定量的角度,其适用性更广。因为用这样的解译方法,不需要地面同步监测水质信息,就可以了解各种水质组分的分布特征。通过主成分分析可以解决监督分类时缺少样本的问题。

水中的Chl-a、悬浮物、黄色物质等相互影响,导致其各波段的响应不灵敏,这就要求进行水色遥感时要有较高的光谱分辨率,一般要小于20 nm(引用)。水体中各种杂质对于光谱的相互影响是一个不确切的内容,而人工神经网络是一个黑箱模型,可以模拟这种不确定性。人工神经网络法(artificial neural network, ANN)通过调整神经节点的权重,能很好实现从输入到输出状态的非线性映射,利用多个波段对各种水质组分进行反演。Louis E. Keiner和Xiao-Hai Yan对比了多项式和ANN的结果^[24],ANN好于多项式拟合。王建平等应用人工神经网络和TM数据,误差为25%,相对精度较高^[14]。

另外,Hans hakvoort^[25]用线性方程组解水质组分与光谱的关系,用数值方法得出了线性方程的解。

3.1.2 反射波段选择

光谱波段的选择的原则是:要求这一波段受这项组分的影响较大,而受其它组分的影响较小^[17]。单波段模型相关性绝对值一般较小,其原因是非色素悬浮物与黄色物质和Chl-a之间光谱相互干扰,有时不适合直接反演。不同类型水体和水体不同组分所特有的光谱特性如表1所示。

(1) 单波段比值法

叶绿素与Chl-a相关较好的波段有570、528、643、680、708 nm^[26]。当Chl-a浓度大于10 ug/L时,在672 nm处形成吸收峰,695 nm处形成反射峰,与Blue-Green/NIR相关好^[27]。Parak Herut等也发现681、704、705 nm最适合^[19]。Chl-a虽然在440 nm吸收很显著,但该波段也易受到CDOM的吸收作用的影响,内陆水体在很多的情况下,黄色物质的浓度还是比较高的,因此很少利用这一波段反演Chl-a^[28]。一般直接从700 nm附近反射峰来求。

大量的实验表明,随着水体中的叶绿素浓度的增大,叶绿素反射峰的位置向长波方向移动,范围约在680~720 nm,并且反射峰位置几乎不受悬浮物的影响^[28]。当水华发生时,水体光谱将呈现植被特征,从光谱上已经分辨不出叶绿素的浓度。

悬浮物(total suspended matter, TSM)在可见光波段对光谱均有影响,增加了反射率。地表水土流失会使内陆湖泊悬浮物浓度增高,对反射率影响非常显著^[28]。TSM从4~100 mg/L,绿光反射率高,并与red/NIR相关好^[27]。David Doxaran等用实测光谱与SPM作对比^[29],发现400~600 nm,600~700 nm,700~900 nm均与SPM浓度成正比,800 nm时反射率最高。

表1 不同的波段所对应的不同水质组分的吸收和反射情况

Table 1 Reflectance of different band for the related component of water quality	
波 长	光谱特征
450 ~ 500 nm	Chl-a、黄色物质吸收较强,水体反射率较低
670 nm	Chl-a 吸收率较高
550 ~ 580 nm	Chl-a、胡萝卜素吸收较弱,细胞具有散射能力
624 nm	蓝藻的吸收峰
685 ~ 715 nm	Chl-a的反射峰,这是最显著的光谱特征、水和Chl-a在此的吸收最小,这个反身峰的存在与否可以认为水体是否含有叶绿素的标志。

黄色物质 CDOM 主要影响可见光波段的反射光, 在这一波段吸收率大, 但在近红光区已经很小^[28]。Richard.L. 测得 CDOM 吸收峰在 440 nm 附近^[30]。Boderick E 等 1999 分析 250 ~ 650 nm 的光谱与 CDOM 的关系, 发现 380 nm 处吸收光谱反演 CDOM 较适用^[11]。

透明度 红光与浑浊度或透明度相关较好^[31]。

溶质和悬浮物的定量波谱特征 1994 年 Han L 等在一个大水池中加了不同量的悬浮物, 建立了光谱与悬浮物的相关曲线。我国很少应用纯水以及不同浓度的溶质和悬浮物进行定量波谱特征研究, 尤其缺乏实验室的波谱数据及其定量分析研究。张渊智等分析了纯水在 400 ~ 1100 nm 的光谱特征^[10], 并把纯水和不同叶绿素浓度下水体的地面超光谱实测反射率与模拟的 TM1-4 波段的反常率进行了对比。

(2) 波段比值法 利用反射率最大值和最小值两个波段的反射率的比值, 与 Chl-a 做相关分析, 其相关性更好^[17]。对于 Chl-a, 波段选择在 705 nm 和 680 nm 处, 选择这两个波段的原因是 705 nm 高反射率、保证有较高的信噪比, 而 680 nm 处是高吸收率, 这是在整个光谱曲线上的极小值, 并且二者相互靠近, 受非色素悬浮物和黄色物质影响相似, 比值之后可以去除非色素悬浮物和黄色物质的影响, 突出 Chl-a 的信息, 拉大相关分析取值范围, 提高相关分析的效率。比值法虽然能够去除大气和水体表面反射对光谱的影响, 从而体现出离水时的光谱特征, 然而其它物质(如 yellow material, YM、SPIM)也能影响这个比值, 从而使得 Chl-a 在图像上反映不明显^[32]。

(3) 波段微分法 一阶微分可以去除线性和接近线性的背景、噪音光谱与目标光谱的影响。在 Chl-a 的反射峰和吸收峰之间的 690 nm 附近, 反射率的一阶微分值变化幅度最大, 即反射率随波长的变化率最大, 其反射率的一阶微分值与 Chl-a 的相关系数最大, 尤其当 Chl-a 浓度高时效果最好。

3.2 各组分的吸收和散射经验公式

即按照某一项组分单位浓度光谱吸收率建立水质反演模型。20 世纪 90 年代初, 越来越多的实地测量光谱的吸收率和反射率, 同时配合遥感进行水面水质采样化验, 这与原来的研究思想有了不同, 为水质遥感提供了一个新方法: 确定散射和吸收与水质组分的定量关系^[22], 即某一项组分的单位浓度变化引起的吸收或散射的光谱变化。

总吸收率 = 水吸收 + Chl-a 吸收 + (suspended material, SM) 吸收(非含 Chl-a 悬浮物)

后向散射率 = 水散射 + Chl-a 散射 + SM 散射

总反射率 = 0.083 * 总后向散射 / (总吸收 + 总后向散射)

Niklas 和 Donald 详细阐述了各种组分水下吸收率与浓度变化的关系^[32]。这种方法要求实测大面积水域的光谱吸收率。Zhangping Lee 等用遥感反射率计算水下吸收率, 然后由总吸收率再推算各种组分的吸收率, 把光谱吸收方法推入到了实用阶段^[33]。最后由遥感反射光谱推算这些单项组分的总吸收率, 由总吸收率来推算水面上水质分布。然而, 用吸收光谱反演水质的方法在精度上还存在着一定的问题。其原因是室内实验的结果中并不一定适合在野外和卫星数据中应用^[34]。笔者认为这种方法的累积误差较大。

3.3 荧光

荧光与 Chl-a 和 ph-a 有更好的相关性。用荧光比用透射衰减系数效果更好。原因是衰减系数与 SPOM 相关不如荧光好, 这可能是由于藻类的某些群体的绝对优势造成的。大气透射计对小的无机颗粒散射非常敏感, 而对藻类这样大的有机颗粒却不敏感。进一步讲, 大气透射计只能测量一个很窄的波段, 因此不能对藻类进行有效的观测, 而荧光则可以对藻类进行更为有效的观测^[11]。

4 不同数据源的适用性

不同类型数据源监测水质的适用性如表 2 所示。

表2 不类型数据源监测水质的适用性

Table 2 Suitability for the water quality monitor using different type remote sensing data

数据源名称	一般情况	最好适用波段和水质指标	备注
TM	TM5的1~7波段都可以用于水质识别 ^[36] , 1~4波段(可见光到红外线)提供的信息最多 ^[6,7]	透明度、Chl-a、CDOM、TSM均有适用 ^[3~7] ;清水时,可见光反射率低,TM3反射率低;多藻时TM3、4反射率高;水华时TM4、5很高;泥沙时TM3反射率很高,其它的波段也相应提高。TM2与SD和Chl-a相关好,TM3与浊度相关好,TM3/TM2比值是估计总悬浮物和透明度有效指标。水体中蓝藻增加,对悬浮物的判读最佳波段产生了影响。虽然TM3与悬浮物之间有一定相关性,但TM4与悬浮物也存在很好的相关 ^[35] 。	对于这样多维的大量的信息,应当将7个波段数据作为7个变量,通过主成分分析,将显著且独立的信息尽可能少地提取出来,作成图像。TM对于水质遥感不足 ^[23] :TM1、2、3相关性较好,因为这三个波段处在可见光范围内,某些地物有可见光区的反射一致性,如泥沙;TM2通道较宽,把藻类的绿色反射峰给掩盖了。
SPOT	由于SPOT光谱分辨率更低,因此用SPOT进行水质遥感研究的人并不多。	650~750nm反射率最高,悬浮物浓度在0~1200mg/L之间,反射率反映在1%~30%,而600nm以上黄色物质吸收几乎为0,不对悬浮物光谱构成影响,因此650~750nm对于悬浮物来说,是一个很好的波段,而SPOT2位于这个波段之内,也相当于TM3 ^[37] 。SPOT1(500~590nm)对悬浮物也有所表现,而SPOT3表现不明显。而SPOT3/SPOT1和SPOT3/SPOT2效果要比单波段要好,正确率在65% ^[29] 。	SPOT各波段在高浊度时呈饱和反射:SPOT1和SPOT2在500mg/L时就饱和了,原因可能是镜面反射的结果,因此高浊度时SPOT不太适用 ^[29] 。
MODIS		1、2、8、9以及13、14、15、16波段均可用水质遥感,可以解释浊度和TSM以及Chl-a ^[21] 。	
MERIS		MERIS 7/9与Chl-a相关好,9/12与TMS相关性好,以705为中心的波段与Chl-a相关最好 ^[21] 。Catherine Ostlurcd等在CASI上模拟MERIS适用波段建立水质模型 ^[11] 。	MERIS发射比较晚,在其发射之前,有人用航空光谱仪模拟MERIS的适用波段,效果较好。
AVHRR		蓝藻Chl-a使水体近红外反射率明显上升,基于这一光谱特征及蓝藻的飘浮特征,可用NOAA监测水华的分布。700~1100nm对于纯水是下降区,对于水华则是高反射区,正是CH2的波段范围 ^[38] 。另外CH7(430~480nm)、CH8(480~530nm)、CH9(530~580nm)也有一定适用性。	
航空传感器		为了研究RS水质的可行性,芬兰赫尔辛基大学空间技术实验室与芬兰环境研究所在1993-1998年,进行了4次航空遥感和地面采样调查,这也是欧盟支持的SALMON项目的一部分。AISA、CASI就是SALMON计划中的机载传感器。Catherine Ostlurcd等用CASI的67891010/910/8分别与Chl-a和Phaeo作相关 ^[11] ,均取得了很好的相关性,相关系数最小的竟高达0.57,并给出了最适合的几个波段的反演公式的列表。	主要有AISA、CAMS、CASI、CEASAR、OMIS-II型国产航空成像光谱仪、AIRSAR、ERSSAR、未来的ADEOS和未来的VCL Sensor、LIDAR ^[39] 。
不同传感器的组合		可见光适当组合与微波辐合有助于提高反演能力。微波不能入水,只读水表面信息,因此可以判读水体表面的信息,SAR主动遥感,受水表面粗糙度的影响,TM被动遥感受散射的影响,把SAR和TM合成,可以克服二者的缺点。张渊智等用TM1-3波段与微波(ERS)辐合,给出了相关方程 ^[10] 。	

5 误差分析及改进

水质遥感走向实用化的最大障碍是误差项的存在。国内与国外的差距也表现在精确度上。主要误差来源有实验误差^[40]、采样点过少、有些物质与光谱关系不密切等,除此之外还有:

- (1) 同步采样的误差(浅水区船只扰动),克服办法:船只停稳一段时间后再采样。
- (2) 影响反射光谱的水表面的波浪粗糙度、入射光的角度、镜面反射、水面蒸发、大气,如果这些因素对光谱的影响能够测量或可以去除,则可以提高监测精度。用镜面反射模型可以估计水面糙率,即减少风的影响,同时也减少了太阳入射角的影响。另外,微波传感器也可以减少水面温度和糙率的影响。
- (3) 使用卫星观测水面水质时,常遇到陆地资源卫星的低反射区的信号太弱,反射率的变化范围太小,水

面反射非常之小,离水时10%,到达卫星传感器时,只有不到1%。因此需要精确的大气校正以及用地面光谱修正卫星光谱。用 radiative transfer code 6S 进行大气校正效果较好^[26]。

(4) 算法误差改进方法有以下两种:

加入误差项,加入一个误差项,根据实际情况改变误差项的系数,能使公式的适用性得到增加。去除镜面反射和温度项误差的反演公式如下^[40]:

$$\text{Chl-a} = a_0 + a_1 L(702) / L(673) + a_2 T_B \quad T_B \text{ 为温度项}$$

$$\text{Chl-a} = a_0 + a_1 L(702) / L(673) + a_2 T_B \quad B_D \text{ 为镜面反射项}$$

多使用黑箱模型,黑箱模型如神经网络模型比多项式回归方程的精度有一定提高。

(5) 藻类品种和不同生长阶段引起的误差,不同的藻类同时混生,并且各自处于不同的生长阶段,反映在光谱上可能具有差异^[11]。

(6) 不同浓度的组分配比情况下,光谱有可能大致相同,仅能体现微小差别。这种原因造成反演模型的解有可能不是唯一的^[20]。这种不确定性需要我们更好研究每一项组分的波谱变化与浓度之间的关系,在光谱微小的变化中,找到水质变化的信息。作者认为解决的方法是在反演模型中再加入一些与光谱有间接关系的水质指标。

6 存在问题与展望

6.1 存在问题

6.1.1 对于小型湖泊卫星数据光谱分辨率偏低

水色遥感卫星如 SeaWiFS、MODIS 的空间分辨率在几百米甚至上千米,适应于开阔的水体研究,内陆小湖不适合用 MODIS,只适合用空间分辨率较高陆地卫星来进行水质遥感研究,为之付出的代价是光谱分辨率低。这种矛盾导致影响卫星各波段数据难以突出某一组分的影响,这样在一定程度上增加了各种污染质的识别难度。

6.1.2 遥感方法对于贫营养和腐殖化的湖泊(Humic Lake)不适合

遥感方法对于贫营养和腐殖化的湖泊有不适合性,用遥感的方法无法监测其水质,至少现在的遥感设备不行。出现极端水质的湖泊,即贫营养和腐殖化的湖泊。腐殖化的湖泊质,当出现水华时,遥感方法无法达到定量水平。K. Kallo 等研究了 11 个湖泊^[22],从贫营养到腐殖化湖泊类型齐全,看能否找到统一的模型。但最终研究发现贫营养和腐殖化湖泊的模型要单独建立,同时考虑历史调查结果和光谱的形状,不能一概而算之。当水华发生时,水体光谱将呈现植被特征,从光谱上已经分不出叶绿素的浓度^[28]。由于这样的湖泊水体强吸收作用,所测到的反射率信号非常之弱,腐殖化湖泊可用其全部反射光谱来分析其水华程度。

在腐殖化湖泊中,Chl-a 虽不适用,但还适用于 TSM 和浑浊度。可用 685 ~ 691 nm 反演。K. Kallo 等测得腐殖湖在 400 nm 处的吸收系数为 1.2 ~ 14 m^[22]。

6.1.3 模型的季节和空间的适用性

湖泊水质遥感模型的适用性会随着空间和季节的变化有不同的适用性。不同时期、不同类型、同一湖面但不同水域的湖水其水力条件和水质形成条件发生变化时,模型参数也要根本变化。不同类型的湖泊在不同季节其光谱模型适用性方面存在着较大的问题^[22]。

Louis E. Keiner 和 Xiao-Hai Yan 在同一地区(最远距离 80 km)范围内的诸多湖泊中找水质和光谱曲线的共性^[24],发现光谱曲线与水质之间有一定的共性,但多个湖泊共同比较起来,这种共性的精度较低,而单个湖泊中的光谱水质特征值的相似性很大,但如果同一湖泊的水质类型发生改变时,这种类似的特征也会有一定程度的减弱。Louis E. Keiner 和 Xiao-Hai Yan 将 RS 数据进行主成分分析后,按照前两个主成分将湖泊水质聚类,发现同一光谱类型正好对应着同一个湖泊,可见不同湖泊的水质与光谱间的对应关系的差别很明显,不同的湖泊之间的模型参数不能通用。解决办法有以下 3 种:

(1) 分季节分水域建立模型 定量的水质遥感模型仅在同一类水体的同一时期或一上大湖泊的某一个分区

内，模型才比较准确。Louis E. Keiner 和 Xiao-Hai Yan 用不同湖泊同一时期、同一湖泊不同时期、同一湖泊同一时期的水质光谱对照关系，分别建立回归方程，发现精度逐渐提高^[24]。K. Kallo 等分季节进行拟合，发现相关系数提高，在 0.84~0.95 之间^[22]。

(2) 发展一种半定量的通用模型 既然各种水质反演模型存在着不统一性，尤其是不同水域之间的模型不能通用，这在一定程度上限制了水质遥感的应用。是否可以发展一种通用的定性与定量相结合的水质分类方法，比如用主成分分析法。Peter Flink 等应用主成分分析法找出与 Chl-a 联系最好的波段^[12]，并绘制 Chl-a 图，并把此公式直接应用其它湖泊，检验了模型的适用性。Sampsa Koponen, J. Pullianinen 等研究大量的湖泊水质和光谱之间的关系，提出了基于光谱的湖泊的水质分类方法，这种分类方法可以不用实测水质数据。主成分分析法为没有实测样本情况下的水质分类提供了半定量的样本集^[23]。

(3) 发展一种可以考虑季节和空间变化的遥感水质模型 如果不同阶段水质成份和浓度有不同，那么反射峰的位置有可能发生变化，所以原来拟合的公式必然会产生误差，可以考虑参数随季节而发生变化。进一步也可以研究不同季节，藻类的种群特点，从而调整方程系数。

6.1.4 各种水质指标之间的光谱影响

各单项组分之间是不是存在着光谱的相互影响，存在着什么影响还没有被广泛深入的研究，这里面的关系非常复杂。所以应当研究和选取敏感波段，用超光谱逐段分析与各种水质指标相关最密切的波段。尤其是多组分混合状态下的各组分相互之间对光谱吸收率和反射率的影响。

6.2 展 望

6.2.1 反演方法直接使用反射率更为简便可靠

如果光谱吸收率与水质有更好的相关关系，并且光谱吸收率和反射率之间可以相互校正，那么不妨用光谱吸收率建立水质光谱模型。但实际上测光谱吸收率在操作上更具有很多困难，许多室内测得的数据和参数在野外并不适用，单项组分的光谱线性叠加也不能完全正确反映多种组分混合的水体的总光谱，随着测试环节的增加，系统误差将累积加大。实际上多项湖水的的多项组分组成的湖水的光谱并不一定是单项组分光谱线性叠加的结果。因此直接从不同波段的反射率来寻找水质光谱的关系显得简便易行。湖泊水质与光谱之间的关系可以认为是一种非常复杂非线性的黑箱模型。这恰是神经网络的适用范围。多输入多输出的并行 BP 网络适合模型这种不确定性问题，并行 BP 网络的成功使用实际上也就是模拟出了多种水质组分之间对各波段输出光谱的相互影响。

6.2.2 湖泊水质遥感在水生态中的应用

遥感水质已经走向实用化阶段，但其实用性仅体现在监测方面。为了增加其实用性，作为一种监测手段，遥感水质应与湖泊生态结合起来，与水体污染、水生态、水质安全等问题联系起来，与湖泊水环境模拟结合起来，扩展水质遥感的生态学意义，推广水质遥感应用范围。但这方面的研究至今还不深入。可以在以下三方面进行深入研究：

(1) 遥感方法研究水中藻类的三维分布 不同的藻类在光谱上有着不同效应。藻类包含色素，因而有其特有的光谱效应。所有的藻类都包含 Chl-a，吸收蓝光和红光，发出绿色光。它们含有藻青蛋白和藻红蛋白，吸收不同的光。不同的藻蛋白的吸光能力不同，因此在光谱上有可能出现不同。一般来说，各种藻类的光谱值相差不大，但是有些藻类如 cyanobacteria 与其它藻类差别很大^[41]。Donaldc. Pierson 等指出对于湖中优势藻种和悬浮物的了解可以帮助我们提高光谱水质模型反演精度^[20]。疏小舟等发现，当蓝藻为优势种群时，微囊藻属有特殊的空细胞结构，其浓度高时很容易浮出水面，形成水华^[28]，Chl-a 与 RS 相关精度随深度的升高而减弱；当沉水性的藻类，如硅藻，在水体中分布比较均匀，Chl-a 与 RS 数据的相关精度高。因此如果已知或能从光谱上分辨出优势藻类的类型，那么从这种藻类的生理结构和生活习性可知其垂直分布梯度，可以利用表面 Chl-a 浓度去推断水面以下的 Chl-a 的浓度分布。

(2) 遥感方法研究入湖物质 即把土地利用与遥感水质结合起来，分析汇水区土地利用、植被、降水对水

土流失和水质的影响。用水动力学模型和泥沙输入模型,研究 SPM 的入湖入海通量,然后用遥感数据验证 SPM 的水动力学模型。建立基于遥感土地利用的水文输入模型^[42],参数包括:流线长、流网、单元划分、坡度、植被、土壤类型、地表粗糙度、水土流失因子、日降水强度、太阳辐射,来模拟降水后的水土流失和营养盐的输入,采用分布式水文模型,分区统计土壤流失量,侵蚀模数、流失强度的等级,模拟径流量和悬浮物输入量。利用水土流失定量遥感监测系统^[43],讨论水土流失的空间和时间变化,找出土壤流失与次年水质恶化和蓝藻暴发的关系。

(3) 湖泊水域水质模型与遥感水质模型的结合 研究水体中的藻类和悬浮物分布及其主要影响因子,是水质遥感监测的一个重要方面,也是湖泊生态的重要的研究内容。水动力学模型和水质模型可以表达这些要素在水体中的分布,模型的输出即是各种水质指标的时空分布。然而这些模型受诸多参数的观测条件的限制,并没有被广泛的应用(原因是模型的校正需要大规模地监测水质的分布,而大面积的水域无法进行长系列的水质同步监测)。遥感数据所提供的水面水质信息,正是模型所需的校正信息。遥感的可以水质模型提供参数信息(始、末和验证信息)。这方面的研究在国内外都很少,仅有很少量的几篇报导。M. D. Yang 等用一维水质模型 QUAL2E 估计藻类生长速率和呼吸率,然后把水质模型的结果与 SPOT 反演结果做对比,让模型运行 5 d,与 5 d 内 SPOT 图像对比二者之间不同。Dana. R. 和 Kaster 建立了箱式两层的海湾模型^[44],然后与 NASA 的 SeaWiFS 作对比验证。J. G Booth 等利用遥感环境模型、放射性同位素技术,研究风速因子对湖水颗粒的二次悬移、重新沉积的季节过程的影响,建立了关于水深、风速、风向的二次悬浮模型。这个模型用 AVHRR 进行验证,结果与 AVHRR 相吻合,证明模型是正确的。Rechard 和 Nils 等用组合的三维水动力学模型和生态模型估计湖泊中各种组分的三维分布^[45],并用遥感图像做验证,遥感图像为模型提供校正参数,最后二者在空间上实现耦合。遥感对水体表面的各种组分信息的实时获得,为水动力学模型和水域水质模型提供了一种大面积表面参数。

综上所述,水质遥感技术在湖泊水质监测方面具有广泛应用前景。从我国学者发表的成果来看,使用超光谱数据源获得更为精确的监测成果还比较少;由于我国卫星可以用来进行水质遥感的波段比较宽,应当在新一代的资源环境卫星上加入更适合水质遥感的波段。目前,我国应加强水质遥感实用化、定量化的研究,为未来的资源卫星水质遥感工作提供参数,尽早建立我国水质遥感监测系统。

参考文献:

- [1] Boderick E, Warnock. Regional and seasonal differences in light absorption by yellow substance in Southern Bright of North Sea[J]. *Journal of Sea Research*, 1999, 142:149.
- [2] 尹 改,王 桥,郑柄辉,等. 国家环保总局对中国资源卫星的需求与分析[J]. *卫星应用*, 1999, 7(1):11-20.
- [3] Schiebe FR, JA Harrington, Ritchie JC. Remote sensing of suspended sediment :the Lake Chicot ,Arkansasproject[J]. *Int J Remote Sens*, 1992, 13:1487-1509.
- [4] Dekker AG, Peters SWM. The use of thematic mapper for the analysis of eutrophic lake: a case study in the Netherlands[J]. *Int J Remote Sens*, 1993, 14:788-821.
- [5] Fraser RS. Multispectral remote sensing of turbidity among Nebraska Sand Hills lakes[J]. *Int J Remote Sens*, 1998, 19:3011-3016.
- [6] Gardiano C, Pepe M, Brivio PA, et al. Detecting chlorophyll, secchi disk depth and surface temperature in a sub-alpine lake using Landsat imagery[J]. *Sci Total Environ*, 2001, 268:19-29.
- [7] Kloiber SM, Anderle TH, Brezonik PL, et al. Trophic state assessment of lakes in the Twin Cities (Minnesota, USA) region by satellite imagery[J]. *Arch Hydrobiol Adv Limnol*, 2000, 55:137-151.
- [8] 傅国斌,刘昌明. 遥感技术在水文学中的应用与研究进展[J]. *水科学进展*, 2001, 12(4):555.
- [9] 张运林,秦伯强,陈伟民. 湖泊光学研究动态及其应用[J]. *水科学进展*, 2003, 14(5):657.
- [10] 张渊智. 表面水质遥感监测研究[J]. *遥感技术与应用*, 2000, 15(4):214.
- [11] Catherine Ostlurcd, Niklas strömbeck, et al. Mapping of the water quality of Lake Erken, Sweden from Imaging Spectrometry and Landsat Thmatic Mapper[J]. *The Science of Total Environment*, 2001, 268:139-154.

- [12] Pioto Alessandro Brivio, Clau Giardino. Validation of Satellite data for quality assurance in Lake monitoring application[J]. The Science of Total Environment, 2001, 268:3 - 18.
- [13] 傅江, 季耿善. 彩红外航片用于水体污染监测的定量分析[J]. 中国环境科学, 1994, 14(6):416.
- [14] 王建平, 程声通, 贾海峰, 等. 用 TM 影像进行湖泊水色反演研究的人工神经网络模型[J]. 环境科学, 2003, 24(2):73.
- [15] Robert J. Vos: Integrated data-modeling approach for suspended sediment transport on a regional scale[J]. Coast Engineering, 2000, 41:177 - 200.
- [16] Michelle C, Varis Ransibrahmanokul Tomlinson, *et al.* Evaluation of the use of SeaWiFS imagery for detecting karenia brevis harmful algal blooms in the eastern Gulf of Mexico[J]. Remote Scensing of Environment, 2004, 91:93 - 303.
- [17] 李素菊, 吴倩, 王学年, 等. 巢湖浮游植物叶绿素含量与反射光谱特征的关系[J]. 湖泊科学, 2002, 14(3):228.
- [18] 合田健[日]. 全浩等译. 水环境指标[M]. 北京:中国环境科学出版社, 1989. 4. 269 - 277.
- [19] Parak Herut, GIDENON TIBOR. Synoptic Measurement of chlorophyll-a and suspended particulate matter in Transitional zone from polluted to clean seawater utilizing airborne remotesensing and ground measurement, HaifaBay[J]. (Mediterranean), Marine Pollution Bulletin, 1999, 38(9):762 - 772.
- [20] Donaldc, Pierson C, Pierson, Naklas Strombeck. Estimation of radiance reflectance and the concentration of optically active substances in Lake Malaren, Sweden, based on direct and iverse solution of a simple model[J]. The Science of Total Environment, 2001, 268,171 - 188.
- [21] Pekka Harma, Jenni vepsalainen, Tuula Hannonen, *et al.* Detection of water quality using simulated satellite data and semi-empirical algorithm in Finland[J]. The Science of Total Environment, 2001, 268:107 - 121.
- [22] Kallio K, Kutser T, Hannonen T, *et al.* Retrieval of water quality from airborne imaging spectrometry of various lake type in different seasons [J]. The Science of Total Envionment, 2001, 268:57 - 77.
- [23] 余丰宁, 蔡启铭. 主成分监督分类及其在水质特征遥感图像识别中的应用[J]. 湖泊科学, 1997, 19(3):262.
- [24] Louis E Keiner, Xiao-Hai Yan. A Neural Network Model for estimating sea surface chlorophy and sediment from Thematic Mapper imagery Louis, Remote Sens[J]. Environ, 1998, 66:153 - 165.
- [25] Hans hakvoort, Johan de Haan, Rob Jordans, *et al.* Towards airborne remote sensing of water quality in the Netherlands-Valiadation and error analysis[J]. Photogrammetry & Remote Sensing, 2002, 57:171 - 183.
- [26] Peter Hink, Tommy Lindell, Catherine Ostlund. Statistical analysis of hyperspectral data from two Swedish Lakes[J]. The Science of Total Environment, 2001, 268:155.
- [27] Yew Hoong Gn K, Tech Koh S, Lin I I, *et al.* Application of Spectral Signatures and Colour Ratio to Estimate Chlorophyll in Singapore's Coastal Water[J]. Estuarine, Coastal and Shelf Science, 2002, 55:719 - 728.
- [28] 疏小舟. 航空成像光谱水质遥感研究[J]. 红外与毫米波学报, 2000, 19(4):273 - 276.
- [29] David Doxaran, Jear-Marie Froidefond, Samantha Lavender, *et al.* Spectral signature of highly turbid water application with SPOT data to quantify suspended particulate matter concentration[J]. Remote sensing of Environmental, 2002, 81:149 - 161.
- [30] Richard L. Using MODIS Terra 250m imagery to map concentration of total suspended matter in coastal waters[J]. Remote sensing of Environment, 2004, 93:259 - 266.
- [31] Hellweger FL, Schlosser P, Lall V, *et al.* Use of Satellite imagery for water quality studies in NewYork harbor, Estuarine[J]. Coast and Shelf Science, 2004, 61:437 - 448.
- [32] Niklas Strombeck, Donald C Pierson. The effect of variability in the inherent optical properties on estimation of chlorophylla by remote sensing in Swedish freshwaters[J]. The Science of Total Environment, 2001, 268:123 - 137.
- [33] Zhangping Lee, Kendall L, Carder. Asorption spectrum of phytoplankton pigment derived from hyperspectral remote sensing reflectance[J]. Remote sensing of Environment 2004, 89:361 - 368.
- [34] FuanTsai. Derivative Analysis of Hyperspectral Data[J]. Remote sensing of Environment, 1998, 66:41 - 51.
- [35] 赵碧云, 贺彬, 朱云燕, 等. 滇池水体中总悬浮物含量遥感定量模型[J]. 环境科学与技术, 2001, 94(2):16.
- [36] Yunpeng Wang. Water quality change in reservoirs of ShenZhen, China: detecting using landsat/ TM Data[J]. The Science of Total Environment, 2004, 328:195 - 206.
- [37] 许珺, 方红亮, 傅肃性, 等. 运用 SPOT 数据进行河流水体悬浮固体浓度的研究-以台湾淡水河为例[J]. 遥感技术与应用,

- 1999, 14(4) :17.
- [38] 胡 雯, 杨世植, 翟武全, 等. NOAA 卫星监测巢湖蓝藻水华的试验分析[J]. 环境科学与技术, 2002, 25(1) :16.
- [39] Qiaoling Chen, Zhang Yuanzhi. The role of remote sensing technology in the EU water framework directive(WFD) [J]. Environemnt Science & Pblity, 2004, 7:267 - 276.
- [40] S. Koponen, J. Pullianinen. Analysis of feasble of multi - source remote sensing observation of Chl-a monitoring in Finish Lake[J]. total Environment , 2001 , 268:106.
- [41] Tiit Kutser. A hyperspectral model for interpretation of passive optical remote sensing data from turbid lakes[J]. The Science of Total Environment , 2001 , 268(3) :47 - 58.
- [42] Richard L Miller. Effect of suspended sediments on coral growth: Evidence from Remote Sensing and Hydrologic Modeling[J]. Remote Sensing of Environment , 1995 , 153(3) :177 - 187.
- [43] 卜兆宏, 唐万龙, 杨林章, 等. 水土流失定量遥感方法新进展及其在太湖流域的应用[J]. 土壤学报, 2003, 40(1) :1 - 9.
- [44] Dana R, Kaster, *et al.* Modeling measurement and satellite remote sensing of biologically active constituents in coast water[J]. Marine Chemistry, 1996, 53: 131 - 145.
- [45] Rechard D Heder, Nils R B Olsen, Tim J Malthus, *et al.* Coupling remote sensing with computational fluid dynamic modeling to estimate lake Chl - a concentration[J]. Remote sensing of Environment , 2002 , 79:116 - 112.

Advance in remote sensing of lake water quality^{*}

ZHANG Bo^{1,2,3}, ZHANG Bai¹, HONG Mei², DUAN Hong-tao¹, SONG Kai-shan¹, WANG Zong-ming¹

(1. Northeast Institute of Geography and Agriculture Ecology, CAS, Changchun 130013, China;

2. Environment and Resource College of Jilin University, Changchun 130026, China;

3. Graduate School of CAS, Beijing 100049, China)

Abstract : The latest developments of the remote sensing of lake water quality, such as the mathematic methods for the remote sensing of water quality model, the water quality indicators with the most sensible wave band and applications of TM, SPOT, MODIS, MERIS, AVHRR, CASI etc., the satellite sensors and the airborne remote sensing, as well as reasons and solution which probably result in the errors of remote sensing of the lake water quality model, are explicated and analyzed. It can be regarded as the most complex and non-linear black-box model for the effect of several components in lake water on each other. Thus it is the most useful for the remote sensing of water quality simulated by Bp ANN. And the sensible band, the ultra-spectrum as well as wave bands clearly associated with water quality indicators should be selected and studied. A good way of making the remote sensing of lake water quality become a practical monitoring method is that water quality remote sensing must be combined with the aquatic ecological problems. As a monitoring tool, it would be combined with the algae distribution in water, the nutrient transportation model and the lake water quality model. The ultra-spectrum data is seldom used in China, because the band width for the water quality monitor of sensor is not very suitable in China. We should develop the water quality sensors by ourselves.

Key words : lakes; remote sensing of water quality; eutrophication

* The study is financially supported by the Knowledge Innovation Project of Chinese Academy of Sciences(KZCX3-15).