

# 基于 GF-1 号遥感影像的武汉市及周边湖泊综合营养状态指数反演<sup>\*1</sup>

周亚东<sup>1, 2</sup> 何报寅<sup>1\*</sup> 寇杰锋<sup>1, 2</sup> 梁胜文<sup>3</sup> 胡世祥<sup>3</sup> 胡柯<sup>3</sup>

(1. 中国科学院测量与地球物理研究所, 湖北武汉 430077;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 武汉市环境监测中心, 湖北武汉 430062)

**【摘要】**湖泊水体富营养化的监测评价是湖泊水资源管理和水环境保护的基础性工作。基于 GF-1 号 WFV 遥感影像和综合营养状态指数法, 通过 82 个站点实测数据建立多元线性回归和 RBF 神经网络模型, 对武汉市及其周边地区主要湖泊综合营养状态指数进行了反演。反演的结果显示, 武汉市及周边大部分湖泊水域处于轻度富营养和中营养状态, 局部湖区为中度富营养状态。验证结果表明:GF-1 号 WFV 多光谱数据用于监测大面积湖群水质变化是可行的; 两种模型都可以建立实测数据与遥感信息的函数关系, 根据函数可以反演湖泊水质综合营养状态指数, 进而实现大面积湖泊水质动态监测; 而 RBF 神经网络模型预测的 R<sup>2</sup> 为 0.7423, 均方根误差为 3.72, 其反演精度更高, 更适合于监测内陆湖泊水质变化。

**【关键词】**:武汉市; GF-1 号; 湖泊水质反演; 营养状态指数; RBF 神经网络

**【中图分类号】**:X832 **【文献标识码】**:A **【文章编号】**:1004-8227(2018)06-1307-08

DOI:10.11870/cjlyzyyhj201806014

近年来, 受强烈的人类活动和全球变化的影响, 我国特别是长江中下游的湖泊水质有所降低, 水体富营养化严重, 湖泊生态与环境遭受严重破坏, 严重制约着湖区社会经济的可持续发展。传统的人工实地采样分析和定点监测耗时耗力, 同时并不能反映湖泊的整体水质空间分布状况。卫星遥感技术具有大范围、周期性和快速的特点, 水质遥感反演可以快速、及时地详细反映整个湖泊或者整个区域内湖泊水质的空间分布状况<sup>[1]</sup>, 可以弥补常规监测的不足, 同时可以节约大量人力、物力和财力, 是水环境监测不可或缺的手段。

与海洋相比, 内陆湖泊大部分水质组分复杂, 光谱特征也比较复杂, 属于水色遥感中的 II 类水体。而且, 相对于海洋而言, 内陆湖泊水体面积较小且水质变化较快, 其水质遥感监测就必须要求遥感数据不仅具有较高的空间分辨率, 而且需要较高的时

<sup>1</sup> 收稿日期:2017-08-10; 修回日期:2017-09-25

基金项目:湖北省技术创新专项重大项目(2016ACA168); 国家自然科学基金项目(51079137); 武汉市科技局重大科技攻关专项

作者简介:周亚东(1992~), 女, 硕士研究生, 主要从事环境遥感研究. E-mail:zhouyadong15@sina.com

\*通讯作者 E-mail:heby@whigg.ac.cn

间分辨率。GF-1号卫星于2013年4月成功发射，搭载了两台2m分辨率全色/8m分辨率多光谱相机，四台16m分辨率多光谱相机，重访周期为4d。其中，2m分辨率全色和8m分辨率光谱影像幅宽为60km，16m分辨率多光谱相机通过4台相机视场拼接实现大视场观测，幅宽为800km，是国际同类分辨率相机最宽的。因此，GF-1号实现了较高时间分辨率和高空间分辨率的完美结合，有助实现大范围湖群水环境的宏观监测和评价，提高内陆湖泊水质监测的精度。朱云芳等<sup>[2]</sup>基于GF-1号和神经网络进行太湖叶绿素a反演，得出较好的反演结果；朱利等<sup>[3]</sup>利用GF-1号卫星数据对太湖的一些关键水质参数进行反演，反演结果与常规监测也符合；王景琪<sup>[4]</sup>利用GF-1号对鄱阳湖水体叶绿素进行反演，通过影响决策树分类结果与模型反演结果对比发现反演结果总体良好；湛沁祎<sup>[5]</sup>以GF-1WV为数据源，实现了2013~2014年官厅水库水体悬浮物浓度时间序列反演。

现有文献报道中，大多为对单个湖泊进行某个或几个水质参数进行遥感反演，而综合营养状态指数是评价水体营养化水平的法定指标，它是水体叶绿素a(Chla)、总磷(TP)、总氮(TN)、透明度(SD)、高锰酸盐指数(COD<sub>Mn</sub>)的综合反映，其本身包含了叶绿素a和透明度2个主要的水色参数，因此可以通过遥感进行间接反演。武汉市雅称“百湖之城”，是全国湖泊数量最多的城市之一，湖泊是武汉市的名片，湖泊生态与环境状况不仅影响城市社会经济的可持续发展，更关乎武汉市的形象<sup>[6]</sup>。本文基于GF-1号宽覆盖(Wide Field of View, WFV)16m多光谱遥感影像，以武汉市及周边主要湖泊群为研究对象，应用多元线性回归与RBF神经网络技术通过学习训练，建立反演模型，然后对这些湖泊的综合营养状态指数进行反演，并对两个模型的反演结果进行验证和评价。研究结果可为武汉市湖泊水环境的保护和可持续发展提供支持。

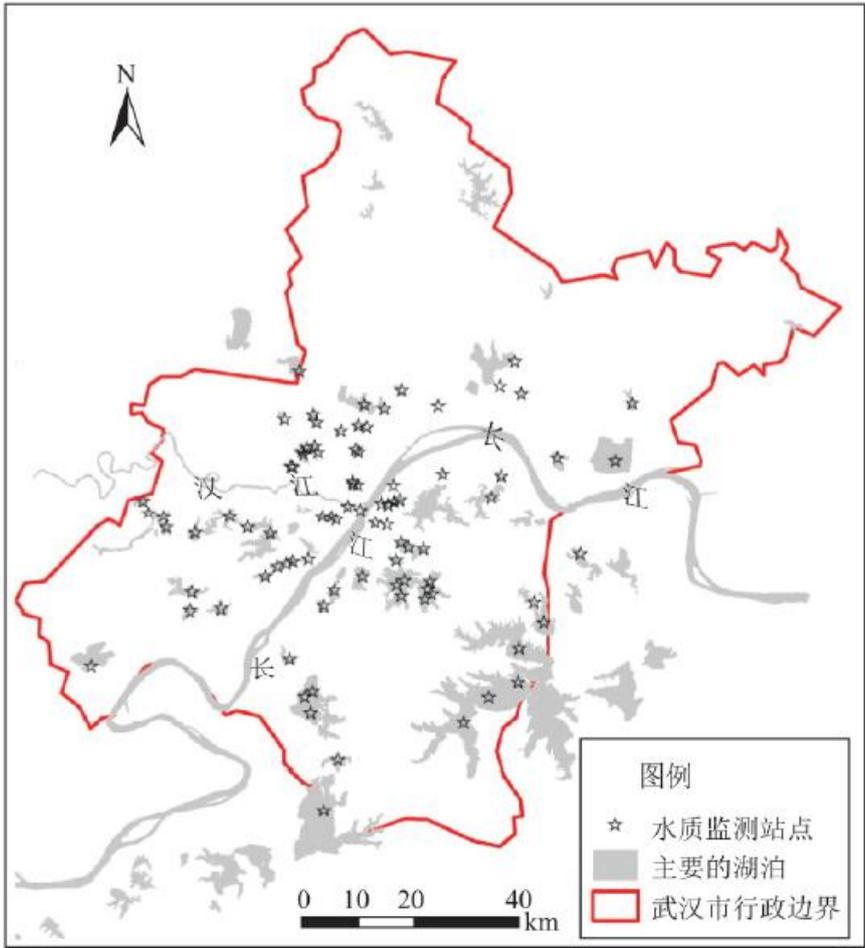


图1 地面监测站点分布

Fig. 1 Distribution of monitoring sites

# 1 数据与方法

## 1.1 数据与来源

遥感影像来源于中国资源卫星应用中心(<http://www.cresda.com/CN/>), 数据为2017年2月27日的GF-1号传感器WFV2获取的16m分辨率多光谱图像。为覆盖整个武汉市地区和其周边的主要湖泊, 本文选取的两幅影像中心经纬度为114.1° E、30.9° N, 113.7° E、29.3° N。本文所使用的地面监测数据由武汉市环境监测中心提供, 每个站点水质测量均由环境监测中心的专业人员完成, 测量的主要水质参数包括:pH指数、透明度(SD)、溶解氧(DO)、叶绿素a(Chla)、总磷(TP)、总氮(TN)、高锰酸盐指数(CODMn)、电导率, 监测时间为2017年3月1日~3月3日。由于武汉市环境监测中心单数月上旬的水质数据比较全面, 因此选择距离2月27号日期最近的3月1日~3日的地面监测数据。

## 1.2 数据处理

本文对GF-1WFV2遥感影像的预处理主要包括辐射定标、大气校正和镶嵌掩膜。

### 1.2.1 辐射定标

直接获取的GF-1号WFV2影像的像元值是经过量化的、无量纲的DN值, 而进行水质监测需要用到的是绝对辐射亮度值, 辐射定标就是从DN值转化为辐射亮度值的过程。该过程可以在ENVI中利用绝对定标系数和辐射定标公式(1)完成。

式中: $L(\lambda)$ 为转换后辐射亮度( $W \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1} \cdot \mu m^{-1}$ ); DN为卫星载荷观测值; Gain为波段增益( $W \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1} \cdot \mu m^{-1}$ ); Bias为波段偏离值( $W \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1} \cdot \mu m^{-1}$ )。Gain可在中国资源卫星(<http://www.cresda.com/CN/Downloads/dbcs/index.shtml>)查询得到, 最近公布的2016年WFV2传感器band1-band4的波段增益值分别为0.1973、0.1714、0.15、0.1572, 偏离值均为0。

### 1.2.2 大气校正

大气校正的目的是消除大气分子散射和光照等因素对地物反射的影响, 获得地物真实反射率<sup>[2]</sup>, 该过程使用ENVI中的FLASH大气校正模块来实现。

### 1.2.3 镶嵌和掩膜

为得到整个武汉市及其周边主要的湖泊, 如梁子湖、洪湖等, 需要将辐射定标和大气校正后的两幅影像进行镶嵌和拼接。由于水质反演模型仅适用于湖泊纯水体像元部分的运算, 因此需要提取纯水体, 即尽可能去掉陆地和水体混合像元, 采用阈值法对镶嵌后的影像进行掩膜, 得到武汉市及其周边地区的湖泊水体分布图像。

## 1.3 研究方法

### 1.3.1 综合营养状态指数法

本文采用国家环境保护部环境监测总站颁布的《湖泊(水库)富营养化评价方法及分级技术规定(总站生字[2001]090)》中的综合营养状态指数法(Trophic Level Index, TLI)<sup>[8]</sup>, 根据站点的实测数据来计算湖泊综合营养状态指数和分级, 即 $TLI < 30$ 为贫营养,  $30 \leq TLI \leq 50$ 为中营养,  $50 < TLI \leq 60$ 为轻度富营养,  $60 < TLI \leq 70$ 为中度富营养,  $TLI > 70$ 重度富营养。

综合营养状态指数(TLI)计算公式为:

$$TLI(\Sigma) = \sum_{j=1}^m W_j \cdot TLI(j) \quad (2)$$

式中:TLI( $\Sigma$ ), 综合营养状态指数;  $W_j$ , 第  $j$  种参数的营养状态指数的相关权重; TLI( $j$ )代表第  $j$  种参数的营养状态指数。以叶绿素(Chla)作为基准参数, 则第  $j$  种参数的归一化的相关权重计算公式为:

$$W_j = \frac{R_j^2}{\sum_{j=1}^m R_j^2} \quad (3)$$

式中: $R_j$ , 第  $j$  种参数与基准参数 Chla 的相关系数;  $m$ , 评价参数的个数。

中国湖泊(水库)的 Chla 与其他参数之间的相关关系及见下表, 表中  $r_{ij}$  来源于中国 26 个主要湖泊调查数据的计算结果<sup>[8]</sup>。

表 1 中国湖泊(水库) 部分水质参数与 Chla 的相关关系

参数	Chla	TP	TN	SD	COD <sub>Mn</sub>
$\gamma_{ij}$	1	0.84	0.82	-0.83	0.83
$\gamma_{ij}^2$	1	0.705 6	0.672 4	0.688 9	0.688 9

湖泊(水库)富营养化状态评价的指标为叶绿素 a(Chla)、总磷(TP)、总氮(TN)、透明度(SD)、高锰酸盐指数(COD<sub>Mn</sub>)。

各营养状态指数计算公式为:

$$TLI(Chla) = 10(2.5 + 1.086\ln Chla) \quad (4)$$

$$TLI(TP) = 10(9.436 + 1.624\ln TP) \quad (5)$$

$$TLI(TN) = 10(5.453 + 1.694\ln TN) \quad (6)$$

$$TLI(SD) = 10(5.118 - 1.94\ln SD) \quad (7)$$

$$TLI(CODMn) = 10(0.109 + 2.661\ln COD) \quad (8)$$

综合营养状态指数计算如下:

$$\begin{aligned}
 TLI(\sum) = \sum_{j=1}^m W_j \cdot TLI(j) = & 0.2663 TLI(Chla) + \\
 & 0.1879 TLI(TP) + 0.1790 TLI(TN) + \\
 & 0.1834 TLI(SD) + 0.1834 TLI(COD_{Mn})
 \end{aligned}
 \tag{9}$$

式中:叶绿素单位为  $\text{mg}/\text{m}^3$ , 透明度 SD 的单位为 m; 其它指标单位均为  $\text{mg}/\text{L}$ 。样本点的水体综合营养状态指数 (TLI) 就可根据式 (9) 计算得出。计算结果得到 94 个站点的 TLI (chal)、TLI (TP)、TLI (TN)、TLI (SD)、TLI (COD)、TLI ( $\epsilon$ ), 由于该站点数据顺序本身为随机排列, 下面将其分为 A、B 两组, 前 82 个数据为 A 组, 用于模型的训练和构建; 后 12 个作为 B 组, 用于评估验证模型的预测精度。

### 1.3.2 基于多元线性回归分析的水质综合营养状态指数反演

本文基于 GF-1 号的 4 个波段, 4 个波段的波长分别为: band1 (0.45~0.52  $\mu\text{m}$ )、band2 (0.52~0.59  $\mu\text{m}$ )、band3 (0.63~0.69  $\mu\text{m}$ )、band4 (0.77~0.89  $\mu\text{m}$ )。水体的光谱特征实际上是由水体本身的物质组成所决定的, 比如, 叶绿素 a 在 0.44  $\mu\text{m}$  附近和 0.55  $\mu\text{m}$  附近会出现反射峰, 0.68  $\mu\text{m}$  左右也有明显的荧光峰<sup>[9]</sup>。就 GF-1 号而言, band1、band2 和 band4 与悬浮物的相关性较高<sup>[9]</sup>; band2 和 band3 对叶绿素 a 的变化比较敏感。因此, 本文选取 GF-1 号的 4 个波段进入模型, 由于多波段组合可以部分消除水表面光滑度和微波随时空变化的干扰, 为更好的模拟各波段组合与 TLI 之间的关系, 下面将所获取的对应站点的波段信息进行差值、比值, 对数等组合后计算与 TLI 的相关系数, 考虑到不重复选取相同波段组合的因子, 最后选取 B4-B2、B3-B2、B2/B1、LN(B4)/LN(B2) 进入模型。

表 2 多元线性回归模型拟合结果

	系数	标准误差	P 值	多元线性回归统计	
常数项	44.039	19.457	0.027	R	0.657
B1	0.233	0.091	0.013	R <sup>2</sup>	0.432
B2	-0.293	0.062	0.000	标准误差	4.886
B3	0.072	0.053	0.181	样本数	82
B4	0.079	0.040	0.055		

本试验选择多元线性回归建立 GF-1 号影像的辐亮度值 TLI 的关系, 进而反演整个武汉市及其周边主要湖泊的水质营养状态指数。由于选出的 4 个因子 B4-B2、B3-B2、B2/B1、LN(B4)/LN(B2) 与 TLI 之间进行的多元线性回归关系拟合, 其模型 R<sup>2</sup> 仅为 0.211, 而遥感影像 band1-4 的 DN 值与 TLI 之间进行多元拟合的 R2 可达 0.432。因此选择前 82 个站点对应像元的 4 个波段值作为自变量, TLI 作为因变量, 进行多元线性回归分析, 模型拟合结果和检验值见表 2。因此, 4 个波段对应站点的辐射亮度值与 TLI 之间的关系为:

$$y = 0.233 \cdot B1 - 0.293 \cdot B2 + 0.072 \cdot B3 + 0.079 \cdot B4 + 44.039 \quad (10)$$

### 1.3.3 基于 RBF 神经网络的水质综合营养状态指数反演

内陆湖泊大多为 II 类水体，水体光谱特征非常复杂，水质组分相互影响，用简单的线性关系并不能准确表达辐亮度值与水体组分之间的关系<sup>[9, 10]</sup>。径向基函数(Radial Basis Function, RBF)网络是神经网络的一种，RBF 网络是一种局部逼近的神经网络。RBF 网络的神经元个数可能要比 BP 的神经元个数要多，网络的训练时间要少，学习速度更快，且函数的逼近能力、模式识别的能力都优于后者<sup>[11, 12]</sup>。现有的理论已经证明：具有偏差和至少一个 S 型函数的隐含层加上一个线性输出层的网络，能够逼近任何有理函数，因此用神经网络模型来进行水质参数的遥感反演在理论上是完全可行的<sup>[8, 13]</sup>。在神经网络训练样本的输入层中，选取与 TLI 相关性较好的 4 个因子：B4-B2、B3-B2、B2/B1、LN(B4)/LN(B2)。

本实验基于 MATLABR2012b 提供的神经网络工具箱，matlab 提供的 newrb() 函数可以自动增加网络的隐层神经元数目直到均方差满足所要求的精度或者神经元数目达到最大为止。函数具体实现过程如下：

(1) 对原始数据进行归一化处理：利用 mapminmax 函数，将网络的输入项和输出项分别归一化到 [-1, 1]，使样本处于同一数量级，加快收敛速度，提高网络的泛化能力。

(2) 选择训练样本和验证样本：为了和上文提到的多元线性回归模型进行较好的对比，选取表 4 中的前 82 个样本作为训练样本，其余 12 个样本作为模型精度的验证样本。

(3) 利用 matlab 工具箱中的 newrb 函数来构建神经网络。将 GF-1 号 2017 年 2 月 27 日卫星影像各波段归一化后的各个采样点的 DN 值以及归一化后的 2017 年 3 月 1 日~3 月 3 日对应采样点水体综合营养状态指数作为输入数据数据集(82 个训练样本)，用来训练网络，得到 RBF 神经网络模型。

(4) 神经网络的训练样本的输入层为前 82 个站点对应像元的 4 个波段值，输出层为 TLI 值。在网络构建中，当选择 goal=0.1, spread=1.2 时，均方根误差 RMSE 达到最小。应用 sim 函数进行仿真，反归一化后得到水体富营养化的空间分布图。

表 3 模型预测与误差对比

站点名称	实测 TLI	多元线性回归				RBF 神经网络			
		预测 TLI	MAE	MRE	RMSE	预测 TLI	MAE	MRE	RMSE
月湖湖心	50.71	54.12	3.41	6.73	50.32	0.39	0.76		
晒湖湖心	52.20	61.37	9.17	17.57	54.59	2.39	4.57		
紫阳湖湖心	61.36	60.47	0.88	1.44	58.37	2.99	4.87		
李家墩	61.37	64.38	3.00	4.89	57.50	3.87	6.30		
张家大湖湖心	58.52	52.08	6.44	11.00	56.45	2.07	3.54		

西梁子湖湖南	43.56	46.67	3.10	7.12	44.62	1.06	2.42	
牛山湖心	44.25	49.28	5.02	11.35	47.58	3.33	7.52	
金口后湖湖心	56.70	56.35	0.34	0.61	56.55	0.15	0.27	
胜家海湖心	60.04	57.37	2.66	4.43	58.72	1.32	2.20	
长湖湖心	62.80	59.05	3.75	5.97	56.76	6.04	9.61	
朱家湖湖心	49.85	54.76	4.90	9.84	55.52	5.67	11.37	
新洲武湖湖心	46.83	50.47	3.64	7.77	53.84	7.01	14.96	
平均误差			3.86	7.39	4.48	3.02	5.70	3.72

表 4 主要湖泊各营养状态级别水体占总面积的百分比

湖泊	遥感水面面积 (km <sup>2</sup> )	中营养 (%)	轻度富营养 (%)	中度富营养 (%)	重度富营养 (%)
		30 ≤ TLI ≤ 50	50 < TLI ≤ 60	60 < TLI ≤ 70	TLI > 70
洪湖	368.63	1.37	94.57	4.00	0.06
梁子湖	252.86	70.77	23.47	5.69	0.07
斧头湖	112.76	6.40	77.67	15.62	0.30
西凉湖	60.24	1.39	90.67	7.86	0.09
牛山湖	52.74	45.29	54.37	0.33	0.00
汤逊湖	44.35	0.11	94.24	5.48	0.17
鲁湖	39.39	8.65	91.35	0.00	0.00
涨渡湖	34.76	0.73	99.25	0.02	0.00
东湖	29.24	0.01	95.99	3.99	0.01
武湖	25.11	22.60	77.26	0.14	0.00
豹澥湖	15.45	3.20	96.64	0.16	0.00
后湖	15.08	12.89	87.10	0.01	0.00
严西湖	12.98	0.60	95.59	3.81	0.00
小爹湖	9.15	33.26	66.35	0.35	0.04
南湖	7.63	0.00	56.08	37.28	6.64
严东湖	7.45	0.00	99.98	0.02	0.00
墨水湖	3.13	0.00	54.11	45.24	0.66
沙湖	2.90	0.00	98.81	1.19	0.00

## 2 结果与验证

### 2.1 模型预测结果与误差

利用上式(9)多元线性回归模型与搭建的BRF神经网络对表3中的B组12个站点的TLI进行预测,并与基于综合营养状态指数法计算所得的实测TLI进行对比,结果表明:

(1)多元线性回归模型的平均绝对误差(MAE)、平均相对误差(MRE)和均方根误差(RMSE)分别为:3.86、7.39%和4.48;RBF神经网络模型预测结果的MAE、MRE、RMSE分别为3.02、5.7%和3.72,均低于多元线性回归模型。

(2)继续根据由实测点和预测点的TLI值检验发现,神经网络模型的 $R^2$ 为0.7423,高于多元线性回归模型的0.6033,BRF神经网络相对于多元线性回归模型更能准确的反演湖泊的水质营养状态指数。

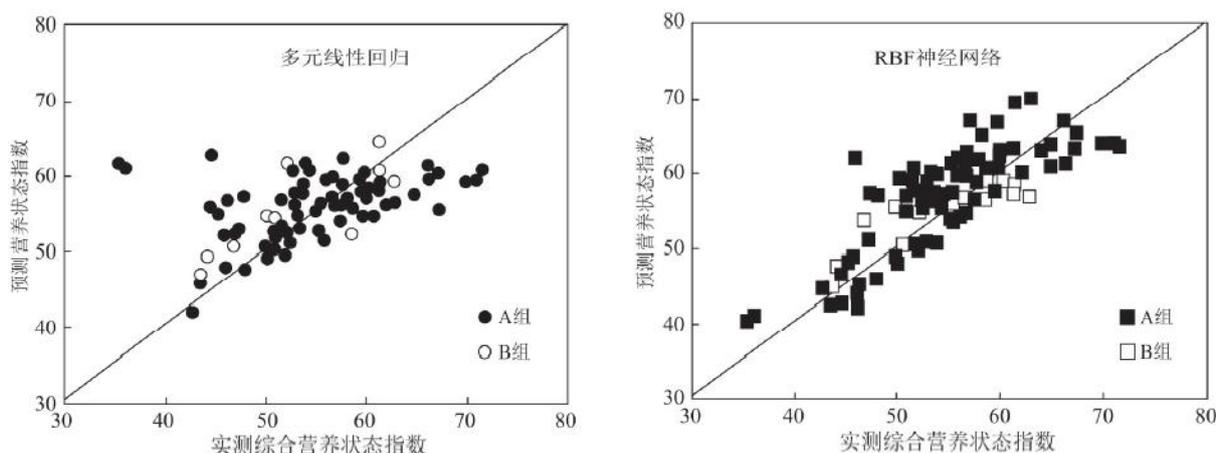


图2 模型预测值与实测值散点图(A组为训练样本,B组为预测样本)

Fig. 2 Model prediction and measured values (A-Training samples, B-Prediction sample)

### 2.2 模型反演结果与分析

多元线性回归模型和BRF神经网络模型反演的综合营养状态指数(TLI)结果如图3~4所示。两种模型的湖泊水质分布图在整体上是—致的。从2017年2月27日卫星遥感监测情况看,武汉市及周边大部分湖泊水域的TLI处在30~60之间,即主要为轻度富营养和中营养状态。但有局部水体和湖汉TLI大于60,富营养化程度较重,呈现中度富营养化状态,如南湖和墨水湖的近一半水域、东湖的庙湖和喻家湖水域、汤逊湖西部的湖汉谭家湾以及藏龙岛大道以东的青龙咀水域、斧头湖的西北部和南部局部水域、梁子湖东南部太和镇附近水域、严西湖西部和北部局部湖汉、西凉湖北部洪湖西北部局部水域。处于中营养状态、水质相对良好的水域主要为:梁子湖除东南部外的大部水域、牛山湖主体水域、野猪湖大部水域、武湖部分水域、小麥湖、官莲湖部分水域、宝安湖部分水域。

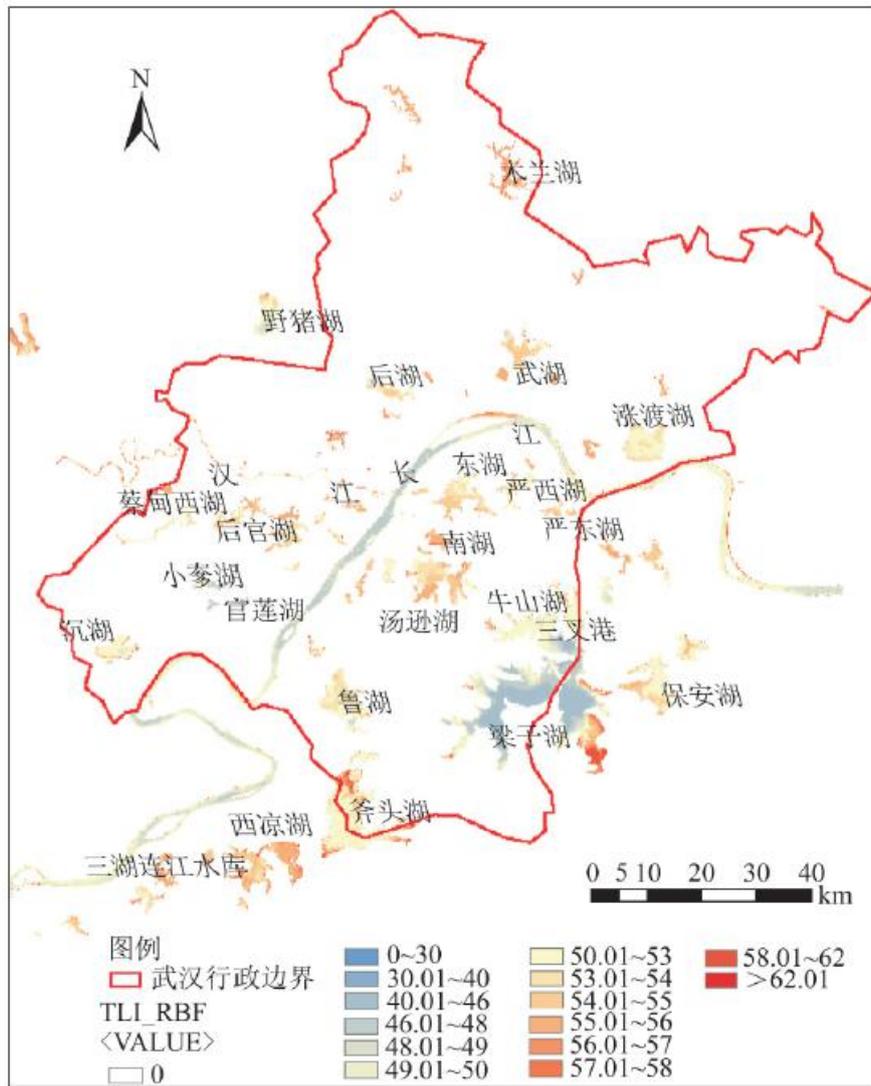


图3 RBF神经网络 TLI 反演结果

Fig. 3 TLI inverted by BRF neural network

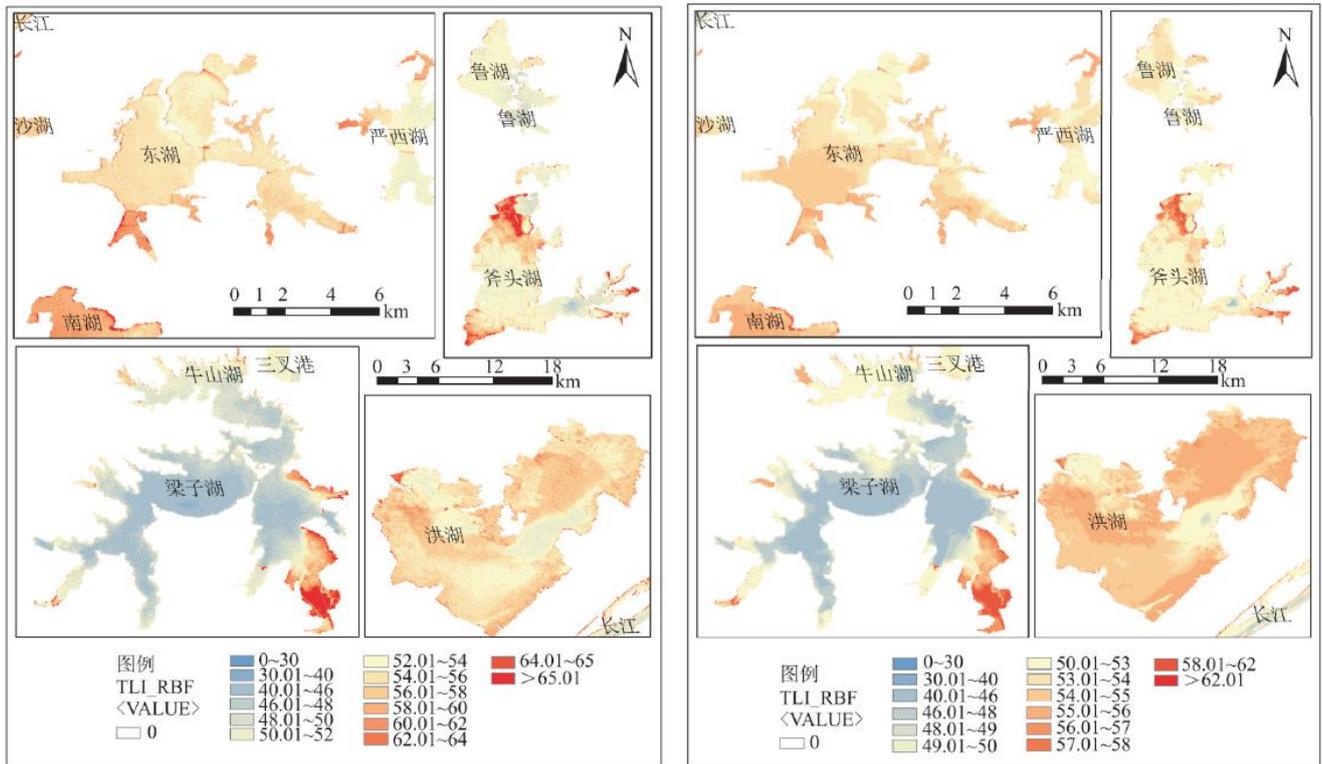


图 4 主要湖泊 TLI 多元线性回归 (左图) 和神经网络 (右图) 结果  
 Fig. 4 TLI of some main lakes by MLR (the left) and RBF (the right)

按照《湖泊(水库)富营养化评价方法及分级技术规定(总站生字 [2001] 090)》，基于多元线性回归模型反演所得结果，在 ArcGIS 中应用空间统计工具，对部分主要湖泊各营养状态等级面积进行统计，见表 4。

### 2.3 反演结果验证

水质变化相对比较缓慢，一般根据丰水期和枯水期来判断，武汉市的湖泊在 2 月底~3 月初尚处于枯水季节，因此上节的实验结果可根据湖北省环境保护厅官网 <http://report.hbeppb.gov.cn> 公布的 2017 年 2 月份的主要的几个湖泊的水质营养状态和等级来验证反演结果。验证结果如表 6，验证结果表明多元线性回归模型和 RBF 神经网络所反演的营养状态指数 (TLI) 与环保厅公布的结果有所差值，相对而言，BRF 神经网络的预测结果更接近公布 TLI 值；根据 TLI 值划分的营养状态级别与环保厅公布的结果完全一致，两种模型可用于基于 GF-1 号遥感影像的武汉市及其周边湖泊水质营养状态指数反演。

表 5 基于湖北省环保厅公开数据的验证

湖泊	测点名称	湖北省环保厅公布结果		多元线性回归结果		BRF 神经网络预测结果	
		TLI	营养状态级别	TLI	营养状态级别	TLI	营养状态级别
	西梁子湖湖心	39.9	中营养	42.3	中营养	40.7	中营养
	牛山湖心	41.8	中营养	47.6	中营养	46.1	中营养

梁子湖	西梁子湖湖南	43.0	中营养	46.7	中营养	45.1	中营养
	西梁子湖湖北	42.9	中营养	44.9	中营养	43.6	中营养
	东梁子湖湖心	37.4	中营养	44.7	中营养	41.2	中营养
斧头湖	江夏湖心	50.1	轻度富营养	54.2	轻度富营养	52	轻度富营养
	咸宁湖心	39.0	中营养	45.6	中营养	43.7	中营养

### 3 结论与讨论

(1) 反演的结果显示: 武汉市及周边大部分湖泊水域的综合营养状态指数处于 30~60 之间, 即主要为轻度富营养和中营养状态。对于大部分湖泊, 尤其是位于武汉市城区内的湖泊, 水体的综合营养状态指数呈现从湖汉到湖中心递减的规律, 这也表明人类活动特别是一些不合理的排污方式直接加重了湖区边缘水质的恶化。对于几个主要的湖泊: 洪湖 90%以上水体均为轻度富营养; 梁子湖 70%的水体为中营养, 23%为轻度富营养; 斧头湖 77%的水体为轻度富营养, 15%的水体为中度富营养; 东湖、汤逊湖、豹澥湖水体的 90%以上均呈现轻度富营养。

(2) 基于 GF-1 号 WFV2 的多光谱遥感影像建立的多元线性回归模型和 BRN 神经网络模型反演武汉市及其周边湖泊水体富营养化状态指数是可行的。内陆水体一般面积较小、光学特征复杂, 而一些水质参数的空间分布变化却比较大, GF-1 高时空分辨率和宽覆盖 WFV 数据为大范围监测湖泊及湖群的水环境质量提供了可靠的新的遥感数据。

(3) 整体上而言, 多元线性回归和 BRN 神经网络模型都能够实现湖泊营养化状态指数的反演和水质状态的评价。BRN 神经网络所反演的湖泊水体营养状态指数更接近实际 TLI。武汉市及其周边地区的湖泊水体的光谱特征受悬浮物和黄色物质等水质参数的影响, 光学特征复杂, 而 RBF 神经网络具有模拟复杂非线性问题的优点, 相比多元线性回归模型, 结果精度更高, 误差更小, 更适用于内陆湖泊水质反演。

(4) 本文使用遥感影像图幅范围包括长江和汉江的部分河段, 但由于长江和汉江水体相对湖泊而言流动性较强, 某些河段泥沙含量较高或较低, 在用综合营养状态指数法评价时可能出现 TLI 过低或过高的情况, 因此文中两种模型所反演的结果并不适用于长江和汉江。本文根据 2017 年 2 月 27 日 GF-1 号卫星遥感影像提取湖泊水体, 由于是提取纯水体像元, 又处在枯水期, 计算和统计的面积也可能比官方公布的湖泊面积略小。

(5) 本文基于 4 个波段的像元值搭建模型, 虽然在预处理时对影像进行了快速 FLAASH 大气校正, 但大气的众多不确定性对单个波段的像元值影响比较大, 进而影响模型的精度, 利用最佳波段比和波段组合建立模型也是以后研究的重点; 实测数据点位众多, 往往需要 2~3d 才能完成测量, 时间上的不完全匹配也影响模型预测的精度。另外, 反演使用的数据是 2 月底的影像, 本文的反演结果仅反映冬季枯水期的湖泊水质营养状态分布情况, 而随着季节推移, 全年尺度下的湖泊营养状态指数可能有所变动, 建立精度较高、不受时空制约、普适性的水质反演模型是后续研究工作的重点。

#### 参考文献:

[1] 马荣华, 段洪涛, 唐军武, 等著. 湖泊水环境遥感 [M]. 科学出版社, 2010.

MA R H, DUAN H T, TANG J W, et al. Remote sensing on water environment of Lakes [M]. Sciences Press, 2010.

- 
- [2] 朱云芳, 朱利, 李家国, 等. 基于 GF-1 WFV 影像和 BP 神经网络的太湖叶绿素 a 反演 [J]. 环境科学学报, 2017, 37(01) : 130–137.
- ZHU Y F, ZHU L, LI J G, et al. The study of inversion of chlorophyll a in Taihu based on GF-1 WFV image and BP neural network [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2017, 37(01) : 130–137.
- [3] 朱利, 李云梅, 赵少华, 等. 基于 GF-1 号卫星 WFV 数据的太湖水质遥感监测 [J]. 国土资源遥感, 2015, 27(1) : 113–120.
- ZHU L, LI Y M, ZHAO S H, et al. Remote sensing monitoring of Taihu Lake water quality by using GF-1 satellite WFV data [J]. Remote sensing for Land and Resources, 2015, 27(1) :113–120.
- [4] 王景琪. 基于 GF-1 影像的鄱阳湖水体叶绿素反演及光谱形态分类研究 [D]. 东华理工大学, 2016.
- WANG J Q. Poyang Lake water chlorophyll inversion and spectral shape classification based on GF-1 image [D]. East China University of Technology, 2016.
- [5] 湛沁祎. 基于 GF-1 WFV 影像的官厅水库悬浮物浓度反演及时空变化研究 [D]. 东华理工大学, 2015.
- CHEN Q W. The study on retrieval and temporal and spatial variation of total suspended matter concentration over Guanting Reservoir based on GF-1 WFV [D]. East China University of Technology, 2015.
- [6] 张欢. 近十年武汉市中心城区湖泊生态环境演变 [D]. 华中师范大学, 2012.
- ZHANG H. Lake ecological environment evolution of Wuhan center city during near 10 years [D]. Central China Normal University, 2012.
- [7] 何报寅. 内陆水体水质遥感监测研究 [D]. 武汉大学, 2008.
- HE B Y. Remote sensing monitoring of inland water quality [D]. Wuhan University, 2008.
- [8] 金相灿. 中国湖泊环境 [M]. 海洋出版社, 1995.
- JIN X C. The lake environment of China [M]. Ocean Press, 1995.
- [9] 任春涛. 基于遥感监测的湖泊富营养化状态的模糊模式识别研究 [D]. 内蒙古农业大学, 2007.
- REN C T. Fuzzy pattern of Lake Trophic Status based on remote sensing technology [D]. Inner-Mongolia University of Technology, 2007.
- [10] 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) : 73–76.

---

WANG J P, CHENG S T, JAI H F, et al. An artificial neural network model for lake color inversion using TM imagery [J]. Environmental Science, 2003, 24(2) : 73-76.

[11] 蒋佰权. 人工神经网络在水环境质量评价与预测上的应用 [D]. 首都师范大学, 2007.

JIANG B Q. The application of Artificial Neural Networks in water environment quality evaluation forecasting [D]. Capital Normal University, 2007.

[12] 许东. 基于MATLAB6. X 的系统分析与设计: 神经网络 [M]. 西安电子科技大学出版社, 1998.

XU D. System analysis and design based on MATLAB 6. x: neural network [M]. Xidian University Press, 1998.

[13] 杨柳, 韩瑜, 汪祖茂, 等. 基于 BP 神经网络的温榆河水质参数反演模型研究 [J]. 水资源与水工程学报, 2013(06) : 25-28.

YANG L, HAN Y, WANG Z M, et al. Study on retrieval model of water quality parameter in Wenyu River based on BP neural network [J]. Journal of Water Resources & Water Engineering, 2013(06) : 25-28.