

吉林查干湖水体叶绿素 a 含量高光谱模型研究*

宋开山, 张 柏, 王宗明**, 段洪涛, 徐京萍, 陈 铭

(中国科学院东北地理与农业生态研究所, 长春 130012)

摘 要: 叶绿素 a 含量能够在一定程度上反映水质状况, 高光谱遥感可有效反演叶绿素 a 含量. 该研究通过分析水体叶绿素 a 浓度与其高光谱反射特征之间的相关关系, 采用单波段相关分析、波段比值、微分光谱和神经网络模型等多种算法建立了叶绿素 a 高光谱定量模型. 结果表明: 叶绿素 a 与单波段光谱在蓝、绿波段相关系数较低, 而在红光与近红外波段有明显提高, 微分光谱也表现出同样的趋势; 反射率比值算法模拟效果好于线性回归法; 神经网络模型可以大大提高实测光谱数据的反演能力, 确定性系数高达 0.95. 这为今后利用星载高光谱传感器在查干湖进行叶绿素 a 浓度大面积遥感反演提供了研究基础.

关键词: 查干湖; 叶绿素 a; 高光谱; ANN-BP

ANN-BP model for Chl-a concentration estimation with *in-situ* collected hyperspectral reflectance in Lake Chagan, Jilin Province

SONG Kaishan, ZHANG Bai, WANG Zongming**, DUAN Hongtao, XU Jingping & CHEN Ming

(Northeast Institute of Geography and Agricultural Ecology, CAS, Changchun 130012, P. R. China)

Abstract: This study presented an approach for the determination of chlorophyll-a concentration from field reflectance spectral data in Lake Chagan, Jilin Province. Reflectance spectral data was collected from May 2004 to June 2005 with ASD FieldSpec spectrometer. Correlations between water chlorophyll a concentration and water reflectance, derivative reflectance were analyzed; linear regression models were constructed with every single band reflectance and derivative reflectance against water chlorophyll a data; band ratio model with reflectance at 700 nm and 580 nm was also established. Finally, ANN-BP model was established with diagnostic band derivative reflectance as input vectors. The results showed that chlorophyll a concentration had a close relationship with water reflectance and derivative reflectance from 400 to 900 nm. The regression model established with single band got the similar performance as that with band ratio as regression dependent variable. By comparison, the ANN-BP model performed best with determination coefficient (R^2) of 0.95 and with the least RMSE of 1.50 ($\mu\text{g/L}$).

Keywords: Lake Chagan; chlorophyll-a; hyperspectral; ANN-BP

叶绿素是藻类重要的组成成分, 其浓度的多寡是表征光能自养生物量的重要指标^[1]. 叶绿素 a 含量的高低与水体藻类的种类、数量等密切相关, 其浓度经常用于估测浮游植物的生物量和生产力, 也是反映水体营养化程度的一个重要参数. 因此, 通过测定叶绿素 a 含量能够在一定程度上反映水质状况^[2].

叶绿素遥感一般是通过实验研究水体反射光谱特征与叶绿素浓度之间的关系建立叶绿素算法^[3]. 对于内陆水体, 其困难在于, 水体中其它物质, 如无机悬浮物质和有机溶解性物质(黄色物质)光学效应的干扰, 以及藻类及其它污染物质特性的地域性、甚至季节性的差异. 各种信息重叠干扰, 造成各种目标物成分的反射模型及其光谱曲线不同, 呈现随机性. 在提取光谱特征时, 既不可能逐个定量地考虑这些因素, 也无法为其产生的综合效果建立整体分析模型, 因此如何确定水体光谱信息中不同成分的贡献率就显得尤其重

* 国家自然科学基金(40401003)和中国科学院野外台站基金资助. 2006-05-13 收稿; 2006-10-09 收修改稿. 宋开山, 男, 1974 年生, 博士, 副研究员.

** 通讯作者; E-mail: zongmingwang@neigae.ac.cn.

要. 近年来, 高光谱传感器技术发展迅速, 相对于传统多光谱传感器较低的光谱分辨率, 由于其达纳米 (nm) 级的光谱分辨率, 可以获得目标物的诊断性光谱特性, 实现遥感信息模型参数或条件约束的确定, 很好的解决了常规遥感中出现的问题^[4].

遥感监测叶绿素 a 具有监测范围广、速度快、成本低和便于进行长期动态监测的优势, 国内外许多学者都对此进行过研究. 李素菊等通过研究巢湖水体光谱反射特征与叶绿素含量的关系, 建立了反射率比值和一阶微分反演模型^[1]; 疏小舟、马荣华等分别通过实测太湖水体的反射光谱和水质参数, 建立了太湖高光谱反射模型^[5, 6]; 段洪涛等建立了长春南湖叶绿素 a 单波段、波段比值和一阶微分模型^[7]. 国外 Thiemann 和 Kaufmann 通过实测光谱和 IRS-1C 卫星, 成功反演了德国梅克伦堡州湖泊群叶绿素浓度^[8]; Gitelson 利用 700 nm 附近的叶绿素荧光峰特征, 确定了其与叶绿素的定量关系^[9]; Zhang 利用 TM 和 NOAA/AVHRR 数据, 通过神经网络模型, 获取了芬兰湾叶绿素浓度^[10]. 类似的研究还有很多, 并取得了较大的进展, 但多局限于用简单算法, 或者单独使用神经网络算法等, 不同模型及其精度比较的研究则较少. 本文利用野外高光谱仪测定查干湖水体的光谱反射率, 通过分析研究水体反射光谱、微分光谱特征与叶绿素 a 浓度之间的关系, 运用多种半经验算法模型, 定量反演叶绿素 a 浓度, 取得了较好的效果, 并为今后利用星载高光谱传感器对查干湖叶绿素 a 浓度进行大面积反演提供了数据分析方法与建模基础.

1 实验材料与方法

1.1 研究区概况

查干湖主体处于前郭县境内, 小部分水体跨大安市和乾安县. 地处嫩江与霍林河交汇的水网地区, 属内陆半咸水湖泊, 是吉林省最重要的渔业基地, 也是松辽平原第一大湖. 查干湖地处大陆性季风型半干旱气候区, 年均气温 4.5℃, $\geq 14^\circ\text{C}$ 的水温日数 145 d; 日照时数 2880 h, 年均辐射量 4429 MJ/m², 5 月 - 9 月份辐射量为 2319 MJ/m²; 年均降雨量为 450.8 mm, 蒸发量为 1063.5 mm; 春季多大风, 其中风速 ≥ 17 m/s 的日数年均 29 d; 冰封期 130 d 左右, 结冰期日数 150 d 左右, 冰厚 0.8 - 1.1 m. 该湖正常运行水位 130 m 时, 水域面积 3.72×10^4 hm², 平均水深 2.52 m, 水体容积 5.98×10^8 m³; 集水区内均为盐碱化农田和牧场; 湖底平坦, 粉沙质土壤, 周围土壤为白钙碱土; 湖泊水质为苏打型盐碱水, 多泥沙悬浮, 透明度在 20 - 50 cm 之间, 叶绿素 a 浓度 7 月份较高, 在 40 $\mu\text{g/L}$ 左右, 采样期间其它月份一般在 5 - 30 $\mu\text{g/L}$ 左右 (表 1), 属富营养型湖泊. 查干湖主要补给来源为引松工程, 其次还有霍林河、洮儿河、嫩江、天然降水和地下水等为查干湖补给水源^[11, 12].

表 1 各期水体采样点样本数及平均叶绿素含量统计数据

Tab. 1 Statistic information of Chl-a contents in Lake Chagan in 2004 and 2005

	2004 年 5 月	2004 年 6 月	2004 年 7 月	2004 年 8 月	2004 年 9 月	2004 年 10 月	2005 年 6 月
样本数 (n)	11	6	8	9	20	20	22
平均叶绿素 ($\mu\text{g/L}$)	14.26	10.22	37.57	28.81	24.38	17.43	12.28
最大值 ($\mu\text{g/L}$)	19.13	14.68	44.21	37.15	47.24	24.79	25.36
最小值 ($\mu\text{g/L}$)	6.34	6.40	28.14	15.15	11.23	9.71	5.56
标准差 ($\mu\text{g/L}$)	4.57	3.15	10.97	7.364	10.57	4.02	4.35

1.2 数据获取方法

为研究查干湖水质, 2004 年 5 月到 2005 年 6 月, 共进行了 7 次野外采样, 对研究区内代表点位分别用 GPS 进行定位导向, 同步测量各点水体透明度和反射光谱, 并采集水样, 用以实验室分析其他水质参数. 7 次采样共计 95 点, 随机选取其中 50 个作为建模数据, 其余用以模型验证. 叶绿素 a 浓度的测定在采样后, 立即返回实验室过滤, 然后用丙酮萃取, 蔽光 24 h 后, 采用分光光度计法测定. 反射光谱测量采用美国分析光谱仪器公司 (Analytical Spectral Devices, ASD 公司) 生产的 Fieldspec FSR VNIR[®] 野外光谱仪, 可在 350 - 1050 nm 波长范围内进行连续测量, 采样间隔为 1.4 nm, 光谱分辨率 3 nm, 视场角 25°, 共有 512 个采样值.

光谱测量时间为北京时 10:00 - 14:00, 7 次采样当时天气晴朗无风, 湖面基本平静. 光谱测量在距水面上方 1 m 处进行, 光谱仪传感器探头方向基本垂直于水面. 在每个点位, 进行 20 次反射光谱测量, 最后取其平均值作为该点的光谱反射值, 每个样点测定前都进行白板定标. 实验室内对每条平均反射光谱利用其在 350 - 1000 nm 范围内的波段反射率进行归一化处理, 选取 400 - 1000 nm 波谱范围作为研究数据.

1.3 建模方法

数据处理与建模方法在水质参数高光谱研究中起关键作用, 在本研究中将主要从三个方面来对获取数据加以分析, 并在此基础上建立模型. 首先, 分别对水体高光谱数据、微分光谱数据与同步获取的对应采样点水体叶绿素数据逐波段相关分析, 并进行线性回归分析. 微分光谱采用以下公式计算:

$$R(\lambda_i)' = [R(\lambda_{i+1}) - R(\lambda_{i-1})] / (\lambda_{i+1} - \lambda_{i-1}) \quad (1)$$

其中, $\lambda_{i+1}, \lambda_i, \lambda_{i-1}$ 为相邻波长, $R(\lambda_i)'$ 为波长 λ_i 的一阶微分反射光谱. 然后, 采用光谱比值法建立水体叶绿素含量反演模型, 评价不同比值法建立模型的精度; 在此基础上建立神经网络模型, 将与水体叶绿素含量相关密切的波段作为输入变量, 反演水体叶绿素含量; 最后对比分析不同方法建立的水体叶绿素 a 含量模型的精度.

2 分析与讨论

2.1 光谱反射率特征

查干湖水体光谱反射率呈现典型的内陆水体光谱特征(图 1). 400 - 500 nm 范围内, 由于叶绿素 a 在蓝光波段的吸收峰及黄色物质在该范围的强烈吸收作用, 水体的反射率较低^[13], 但由于悬浮物的影响, 叶绿素 a 在 440 nm 的吸收峰不是很明显; 510 - 620 nm 范围的反射峰是由于叶绿素、胡萝卜素吸收, 细胞和悬浮颗粒的散射作用形成的^[3], 该反射峰值与色素组成有关, 而且水体叶绿素浓度越高, 该反射峰值也越高, 可以作为叶绿素定量标志^[14]; 630、675 nm 附近出现反射率低谷, 630 nm 低谷是由于藻青蛋白吸收引起^[3], 675 nm 是叶绿素 a 的又一吸收峰, 因此当藻类密度较高时水体光谱反射率曲线在该处出现谷值^[1]; 685 - 715 nm 存在一个明显的反射峰, 一般认为是叶绿素 a 的荧光峰^[3, 9, 15], 且会随着叶绿素 a 浓度的增加而向长波方向移动^[3], 该反射峰的出现是含藻类水体最显著的光谱特征, 其存在与否通常被认为是判定水体是否含有藻类叶绿素的依据, 反射峰的位置和数值是叶绿素 a 浓度的指示^[8]. 在近红外的短波方向 820 nm 左右存在一个悬浮物反射峰, 而进入 900 nm 左右, 水体反射率急剧下降.

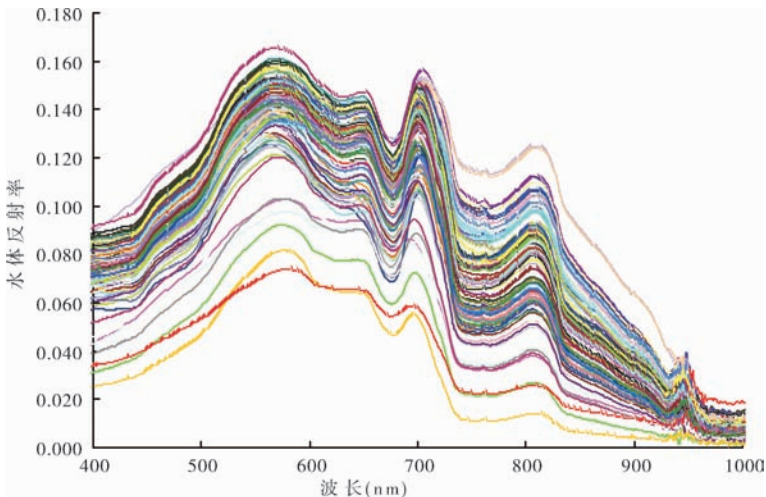


图 1 所有采样点水体光谱反射率随波长的变化趋势

Fig. 1 The trend of samples spectral reflectance changing with wavelength

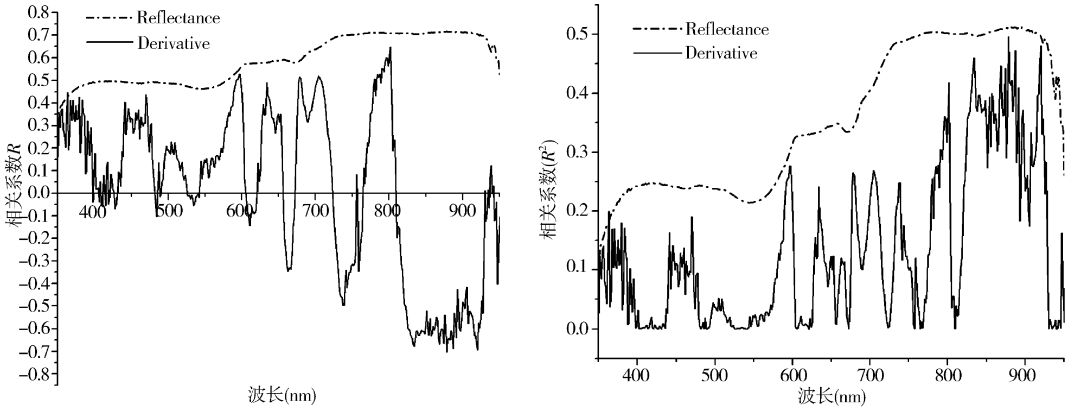


图2 查干湖水体叶绿素与采样点光谱反射率、微分光谱的相关分析、线性回归关系

Fig. 2 The correlation and linear regression between water chlorophyll-a and reflectance, derivative

2.2 光谱反射率、微分光谱与水体叶绿素 a 含量的相关分析

微分光谱技术通过对反射光谱进行数学运算,可以迅速地确定光谱弯曲点及最大最小反射率的波长位置,微分技术对光谱信噪比非常敏感.研究表明,光谱的低阶微分处理对噪声影响敏感性较低,因而在实际应用中较有效^[16].一般认为,可用一阶微分处理去除部分线性或接近线性的背景、噪声光谱对目标光谱(必须为非线性的)的影响^[17].在本研究中,对采集的全部光谱数据按公式(1)进行了微分处理,然后将光谱反射率、微分光谱与水体叶绿素 a 含量数据进行线性相关分析与逐波段线性回归分析.如图2所示,光谱反射率与叶绿素浓度在400-600 nm 区间相关系数在0.45-0.5左右;600-730 nm 区间,相关系数在0.55左右;730-900 nm 区间的相关系数在0.70左右.光谱反射率与叶绿素浓度在红光与近红外短波方向密切相关的现象在内陆悬浮物多且富营养化水体中较为常见^[1, 18],这种现象目前还没有给出其物理原因.从微分光谱与叶绿素浓度的相关系数的变化趋势看,在蓝、绿光波段相关系数较小,在红光、近红外的短波方向相关系数较高,但总体上没有光谱反射率与水体叶绿素含量的相关系数高.

由以上分析表明,各波段光谱反射率、微分光谱与叶绿素 a 浓度的相关系数、线性回归确定性系数普遍较低.这是由于查干湖多悬浮物,其高反射率掩盖了水体中的叶绿素信息^[19],同时本研究共计进行了7次采样,时间跨度较大,因此在采样过程中,外界环境不可避免会对采集的光谱值有一定的影响,水体各种组成成分的变化同样会对光谱反射率产生影响,以上种种影响都会对叶绿素反演起到干扰作用.这与以往针对富营养化水体进行研究的的结果相似^[1].

2.3 波段比值法回归模型的构建

采用反射比可以部分地消除水表面光滑度和微波随时间和空间变化的干扰,并在一定程度上减小其他污染物的影响^[1, 5, 20, 21].在叶绿素遥感中,通常利用叶绿素浓度与光谱响应间的明显特征,采用不同波段比值法扩大叶绿素吸收峰与叶绿素反射峰或荧光峰间的差异,提取叶绿素浓度信息^[1, 5, 22, 23].

我们采用叶绿素荧光峰(700 nm)和叶绿素反射峰(580 nm)两个波段的反射率比值作为自变量,叶绿素浓度作为因变量,随机提取50组数据建立回归方程(图3a):

$$Y = 0.5554e^{4.0536x} \quad (R^2 = 0.6239, N = 50, P < 0.01) \quad (1)$$

以剩余的46组数据对回归模型(1)进行了验证,并对所有样本的预测值与实测值之间的关系进行了线性回归,结果如图(3b),从图3b中可以看出,线性回归的中心线与1:1线之间存在一定的偏离,而且回归的确定性系数 R^2 仅为0.5767,剩余残差 $RMSE$ 为5.87624($\mu\text{g/L}$),表明模型预测结果不是很理想.

Koponen 等人发现^[18, 21],通过对光谱反射率值进行对数转换,有助于对叶绿素 a 含量进行定量遥感.因此对 $\ln(R_{700}/R_{580})$ 和 $\ln(\text{Chl-a})$ 进行了对数处理,然后以随机挑选的50组数据进行回归,得到的回归方程为:

$$y = 1.4821e^{2.5391x} \quad (2)$$

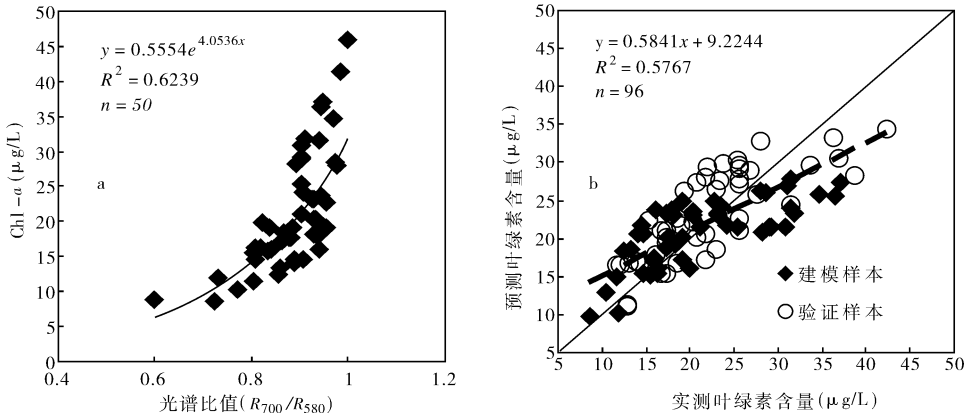


图 3 光谱比值(R_{700}/R_{580})建立的回归模型及模型的验证

Fig. 3 The model established with spectral ratio (R_{700}/R_{580}) against Chl-a content and model evaluation

式中, y 为 $\ln(\text{Chl-a})$; x 为 $\ln(R_{700}/R_{580})$ 数值,回归的确定性系数 R^2 为 0.7067. 以剩余样本对模型进行了验证,并将全部样本的实测值与预测值进行线性回归,其方程为:

$$y = 0.5727x + 0.5628 \quad (3)$$

最终回归的确定性系数 R^2 为 0.6733, 剩余残差 $RMSE$ 为 4.8144 $\mu\text{g/L}$. 通过对比表明对数处理使回归精度有了明显提高,这主要是对数处理能够对偏离正常情况较大的数据起到归一化作用,使数据更加收敛.

2.4 叶绿素 a 含量的神经网络模型

人工神经网络是 20 世纪 80 年代中后期世界范围内迅速发展起来的一个前沿领域,因其良好的预测性和实用性被广泛应用于各个领域,尤其在遥感影像自动分类与定量分析方面得到了广泛应用^[24-26]. 由于 BP 神经网络具有并行处理、非线性、容错性、自适应和自学习的特点,在数据拟合与模拟中有着无比的优越性. 因此本文尝试采用 BP 神经网络,把多个波段的反射率作为输入矢量来预测查干湖水体叶绿素 a 随光谱反射率的变化,改善以往单波段或比值法建立模型参与波段少、反演精度低的缺陷.

本研究采用的 BP 神经网络模型是由 Matlab 的 Neural Network Toolbox 提供,网络共有 3 层,依次为输入层、隐藏层和输出层. 输入层为不同诊断波段的光谱反射率,中间层的神经元个数为 2 - 10 之间的可变因子;输出层神经元为 1. 中间隐藏层的激活函数为 *tansig*,输出层为 *purelin* 函数,使得输出结果不局限在 0 - 1 之间;训练函数采用的是 *trainlm*,该函数由 Levenberg-Marquardt 开发,其特点是运算高效,收敛快. 在 96 个水体叶绿素 a 数据中随机抽取 50 个作为训练样本的学习目标 T ,将 431 nm、681 nm、705 nm、820 nm 处的反射率作为输入矢量 P (选择这 4 个波段的反射率主要是综合考虑水体在可见光与红边处的光谱反射特征差异较大,处于叶绿素吸收或反射峰值区,而以人工神经网络来拟合实测数据需要寻求不同波段的互补优势),中间隐藏层的神经元可在 2 - 10 之间变动,输出层神经元为 1,设置网络学习的迭代次数为 300.

当神经网络训练完毕后,把剩余样本的光谱数据作为输入矢量 P ,进行模拟所得预测值与实测值进行拟合,结果如图 4a 所示. 当隐藏层的节点数为 8 时,确定性系数 R^2 与剩余残差 $RMSE$ 分别为 0.9515、1.8425 $\mu\text{g/L}$. 可以看出,神经网络的模拟精度远远高于单波段与比值法构建的回归模型. 当隐藏层的节点数为 2 - 9 时, R^2 与 $RSME$ 的变化情况以及二者的对比情况如表 2. 从表 2 可以看出随着节点数量的增加,网络的模拟精度在不断增加,但也有个别情况下,节点数增大反而预测精度略有下降. 一般而言,当节点数为 7 - 9 时,网络的模拟精度已经趋于稳定,节点数的增加对模拟的精度不会有太大的提高,而且节点过多可能出现过度拟合.

由图 2b 微分光谱与水体叶绿素 a 的线性回归的趋势可以发现,水体叶绿素 a 与微分光谱在部分波段关系密切,因此在本研究中将 580 nm、700 nm、800 nm、860 nm 波长处的微分光谱作为输入变量,进行了神经网络模拟,得到的结果如图 4b. 从图 4b 的结果可以看出,以微分光谱作为输入变量的神经网络模型同样可以收到良好的反演精度. 笔者在本研究过程中,曾尝试用不同波段的反射率以及微分光谱值作为输入变量

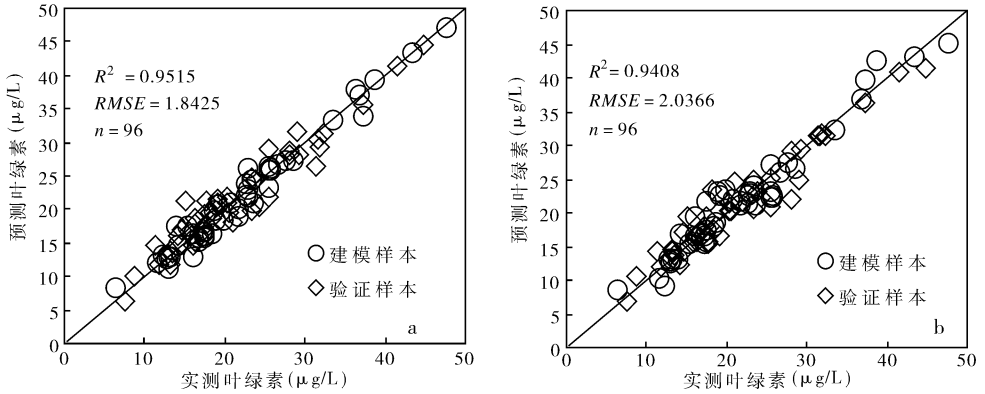


图4 以光谱反射率、导数光谱作为输入变量的神经网络模拟与实测水体叶绿素的关系

Fig.4 Relation between ANN-BP predicted and measured Chl-a with reflectance and derivative as inputs

进行神经网络模拟,都收到了良好的模拟结果;但是当输入变量与水体叶绿素 a 浓度相关性较低时,神经网络的模拟精度就会有所下降,因此在神经网络模拟构成中,所选择的波段一定要与模拟目标有一定的相关性. 唐军武等^[27]在黄海海水域使用 412、443、490、510、555 nm 等波段也取得了较好的效果. 目前,国内外利用神经网络算法反演水质参数多用于遥感影像,由于神经网络强大的模拟能力,一般来说精度都比较高,如 Zhang^[10]等利用神经网络模型在海岸带水体取得了较好的效果. 但是,神经网络模型提取叶绿素 a 的不足之处在于它需要大量的样本(一般在 50 以上)来训练与测试,因此在以神经网络模型进行水体叶绿素 a 反演时,一定要在大样本事件的前提下进行,并且网络的训练以及隐藏层节点数都要合理控制,避免过度训练与过度拟合现象的发生.

表2 隐藏层含有不同节点时,神经网络的模拟精度 R^2 、 $RSME$ 的变化情况

Tab.2 ANN-BP prediction accuracy by R^2 and $RSME$ as criteria with different nodes in hidden layers

精度评价指标	隐藏层节点数						
	2	3	4	5	6	7	9
$R^{2(1)}$	0.6906	0.6529	0.7942	0.8043	0.8945	0.9254	0.9653
$RMSE(\mu g/L)^{(1)}$	4.6551	4.9308	3.7966	3.7026	2.7189	2.2861	1.4992
$R^{2(2)}$	0.7015	0.7525	0.8210	0.7747	0.8526	0.9212	0.9485
$RMSE(\mu g/L)^{(2)}$	4.5729	4.1641	3.5409	3.9730	3.2133	2.3495	1.9781

- 1) 所采用光谱反射率的波段为:431 nm;681 nm;705 nm;820 nm
- 2) 所采用微分光谱的波段为:580 nm;700 nm;800 nm;860 nm

3 结论

本文在分析查干湖水体反射光谱特征的基础上,通过对光谱反射率与叶绿素 a 浓度之间的关系进行分析研究,结果表明:单波段光谱反射率与叶绿素 a 浓度的相关系数在蓝、绿光波段为 0.5 左右,而在红光以及近红外短波方向,相关系数在 0.5 - 0.7 之间变化,并且随着波长的递增,相关系数有所增加. 光谱反射率比值(R_{700}/R_{580})与叶绿素 a 浓度之间密切相关,对二者进行对数处理后,回归的精度有所提高,确定性系数 R^2 为 0.7067,且两者显著性水平 $P < 0.01$,模型验证也呈极显著水平 $P < 0.01$,可以用来估算叶绿素 a 浓度. 无论是逐波段线性回归,还是比值法建立的模型,其反演精度都不是很高,但是神经网络模型可以大大提高高光谱定量反演叶绿素 a 含量的精度,以光谱反射率或微分光谱与叶绿素 a 相关系数较大的波段作为输入变量,都能够收到良好的反演精度.

本研究对查干湖水体叶绿素 a 估测模型的研究,总体上效果比较理想,这为今后利用高光谱传感器在查干湖进行叶绿素 a 浓度大面积遥感反演研究提供了基础. 但由于未能在室内分别测定无机悬浮物、有机

悬浮物和黄质的光谱反射率,加上缺乏悬浮物及黄色物质固有光学特性等实测数据,无法准确分析其对水体光谱反射率的影响,导致难于更准确的解释和分析叶绿素 a 水体反射光谱特征. 今后的研究过程中拟加强这部分工作,提高水质参数的定量模型精度.

4 参考文献

- [1] 李素菊,吴 情,王学军等. 巢湖浮游植物叶绿素含量与反射光谱特征的关系. 湖泊科学,2002,14(3):228-234.
- [2] 刘冬燕,宋永昌,陈德辉. 苏州河叶绿素 a 动态特征及其与环境因子的关联分析. 上海环境科学,2003,23(2):261-264.
- [3] Gitelson A A, Garbuzov G, Szilagyi F *et al.* Quantitative remote sensing methods for realtime monitoring of inland waters quality. *Int J Remote Sensing*, 1993, 14(7): 1269-1295.
- [4] 韩 震,陈西庆,恽才兴. 海洋高光谱遥感研究进展. 海洋科学,2003,27(1):22-25.
- [5] 疏小舟,尹 球,匡定波. 内陆水体藻类叶绿素浓度与反射光谱特征的关系. 遥感学报,2000,4(1):41-45.
- [6] 马荣华,戴锦芳. 结合 Landsat ETM 与实测光谱估测太湖叶绿素及悬浮物含量. 湖泊科学,2005,17(2):97-103.
- [7] 段洪涛,张 柏,宋开山等. 长春市南湖叶绿素 a 浓度高光谱估测模型研究. 水科学进展,2006,17(3):323-329.
- [8] Thiemann S, Kaufmann H. Determination of chlorophyll content and trophic state of lakes using field spectrometer and IRS-1C satellite data in the Mecklenburg lake district, Germany. *Remote Sensing of Environment*, 2000, 73: 227-235.
- [9] Gitelson A A. The peak near 700 nm on radiance spectra of algae and water relationship of its magnitude and position with chlorophyll concentration. *Int J Remote Sensing*, 1992, 13: 3367-3373.
- [10] Zhang Y, Koponen S, Pulliainen J *et al.* Application of empirical neural networks to chlorophyll-a estimation in coastal waters using optosensors. *IEEE Sensors Journal*, 2003,3(4), 376-382.
- [11] 杨富亿. 查干湖的综合开发与利用. 资源开发与市场,1998,14(6):247-249,254.
- [12] 于明荣,沈时德,朱明玉. 查干湖水体生态环境变迁及保护利用探讨. 水文水资源,1993,(5):22-24,33.
- [13] 刘堂友,匡定波,尹 球. 湖泊藻类叶绿素-a 和悬浮物浓度的高光谱定量遥感模型研究. 红外与毫米波学报,2004,23(1):11-15.
- [14] 周 艺,周伟奇,王世新等. 遥感技术在内陆水体水质监测中的应用. 水科学进展,2004,15(3):312-317.
- [15] Gordon H R. Diffusive reflectance of the ocean: the theory of its augmentation by chlorophyll-a fluorescence at 685 nm. *Applied Optics*, 1979, 18: 1161-1166.
- [16] Cloutis E A. Hyperspectral geological remote sensing: evaluation of analytical techniques. *Int J Remote Sensing*, 1996,17(12): 2215-2242.
- [17] 蒲瑞良,宫 鹏. 高光谱遥感及其应用. 北京:高等教育出版社,2000:53.
- [18] Harma P, Vepsalainen J, Hannonena T *et al.* Detection of water quality using simulated satellite data and semi-empirical algorithms in Finland. *The Science of the Total Environment*, 2001, 268: 107-112.
- [19] Bhargava D S, Mariam D W. Light penetration depth, turbidity and reflectance related relationship and models. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1991, 46(4): 217-230.
- [20] Pulliainen J, Kallio K, Eloheimo K *et al.* A semi-operative approach to lake water quality retrieval from remote sensing data. *The Science of the Total Environment*, 2001, 268: 79-93.
- [21] Koponen S, Pulliainen J, Kallio K *et al.* Lake water quality classification with airborne hyperspectral spec-

- trometer and simulated MERIS data. *Remote Sensing of Environment*, 2002, **79**: 51 – 59.
- [22] Mittenzwey H G, Gitelson A A. Determination of chlorophyll a of inland waters on the basis of spectral reflectance. *Limnol Oceanography*, 1992, **37**: 147 – 149.
- [23] Lee Z P, Carder TG, Peacock C O *et al.* Method to derive ocean absorption coefficients from remote-sensing reflectance. *Applied Optics*, 1996, **35**: 453 – 462.
- [24] Keiner L E. A neural networks model for estimation sea surface chlorophyll and sediments from Thematic Mapper Imagery. *Remote Sensing of Environment*, 1998, **66**: 153 – 165.
- [25] Danson F M, Rowland C S. Training a neural network with a canopy reflectance model to estimate crop leaf area index. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, **24**(23): 4891 – 4905.
- [26] Zhang Y, Pulliainen S, Koponen *et al.* Application of an empirical neural network to surface water quality estimation in the Gulf of Finland using combined optical data and microwave data. *Remote Sens Environ*, 2002, **81**: 327 – 336.
- [27] 唐军武, 丁 静, 田纪伟等. 黄东海二类水体三要素浓度反演的神经网络模型. 高技术通讯, 2005, **15**(3): 83 – 88.