

文章编号: 1007-4619(2006)04-0548-11

大气校正对 SPOT 卫星遥测水质的影响

施明伦^{1,2}, 游保杉¹, 万腾州², 罗文忆², 张伟智²

(1. 成功大学 水利及海洋工程学系, 中国台湾 台南; 2. 云林科技大学 环境与安全卫生工程学系, 中国台湾 云林)

摘 要: 藉由卫星遥测进行河川水质监测, 目前尚没有较明确可行之方法, 如何利用较为简单且适当的 SPOT 卫星遥测大气校正方法, 正确辨识水体水质, 是本研究的主要目的。利用 SPOT 卫星作两阶段非监督式及监督式自动分类, 确认卫星影像中水质测站对应之水体样本, 并将所有样本依季节分群, 俾让卫星监测水体水质样本较为均质。模拟方式采用多变量回归、类神经网络及判别分析 3 种模式, 并比较 4 种不同之大气校正程序。结果发现, 以水质及其指标整体预测来看, 类神经网络预测结果较优于多变量回归及判别分析的结果, 大气校正方法以直接采用灰度值并消除最暗像元灰度值之校正方法, 即可达到不错之预测结果。综合而言, 以 SPOT 或分辨率更高之卫星光谱遥测水质是简单可行, 但仍需更多数据以验证其精确度。

关键词: 大气校正; 多变量回归分析; 类神经网络; 判别分析

中图分类号: TP751.1/TP79 **文献标识码:** A

Effect of Atmospheric Correction on Stream Water Quality Monitoring by Using Spot Satellite Remote Sensing Images

Min Luen Shih^{1,2}, Pao Shan Yu¹, Temg Jou Wan², Wen Yi Lo², Wei Chih Chang²

(1. Cheng Kung University, Taiwan Tainan City, China; 2. Yunlin University of Science and Technology, Taiwan Yunlin, China)

Abstract By using the remote sensing data we can carry on the stream water quality detection. Most successful studies on water quality monitoring by remote sensing were mainly relied on choice of feasible method of atmospheric correction. This research incorporates digital count, radiance, reflectance and reflectance with transmittance four different correction procedures to evaluate the effect on simulation. Dark object subtraction was selected for all procedures and followed by separating the samples into two groups for the reason of the seasonal variation. In order to consider the sampling difficulty on SPOT images with its limited pixel resolution, two step unsupervised pre-classification and supervised post-verification were used for extracting the reliable water pixels from SPOT images which are corresponding to the same water quality monitoring locations in ten different days. The study adopted multivariate regression (MR), artificial neural network (ANN), and discriminant analysis (DA) to examine and compare the results of different relationships between optical spectrum and water quality. The overall results showed that the analysis from multivariate regression and discriminant analysis were not as good as the results obtained from artificial neural network in the study area. For atmospheric correction, the simple digital count with dark object subtraction method is necessary and sufficiently enough to count on atmospheric interference by comparing the results from four different correction procedures. However, this result of limited optical data correction and learning technique needs to be further confirmed by using higher resolution satellite images and more case studies. Basically, it is evident that artificial neural network has the potential and feasibility of monitoring water qualities and its derived index.

Key words atmospheric correction; multivariate regression; artificial neural network; discriminant analysis

收稿日期: 2005-08-15; 修订日期: 2005-10-25

作者简介: 施明伦 (1961—), 男, 博士候选人, 1984 年毕业于成功大学土木工程学系, 目前主要研究方向为水资源规划管理及资料统计分析。Email: shilm@yuntech.edu.tw

1 引言

台湾地区地狭人稠属多山海岛型,且随科技文明的发展、人口快速增加、工业及经济的快速发展及土地的大量利用,使得河川流域水质遭受到严重污染。因此更实时及全流域河川水质的监测及指标的建立是目前非常重要的课题之一。随着科技的发展,利用卫星遥感探测影像来掌握河川水质或其指标的变化已是趋势。本研究为改善河川遥测影像水体像元取样的方法,研究如何利用计算机自动分类萃取卫星影像水体,使得卫星影像水质监测更加客观和准确,并采用多变量回归、类神经网络及判别分析 3 种方法,分析遥测影像光谱与水质的关系,选出较佳的模式来分析四种不同之大气校正程序,分别为直接采用灰度值、辐射值、反射率及考虑透射率之反射比,深入研究探讨河川水质指针利用遥测影像自动监测的可行性,为未来河川建立一套更具实时性且可靠有效率的评估河川水质指标的方法。

2 文献回顾

利用卫星光谱特性监测海湾及湖泊水库,已广泛被研究且认为可行。惟目前在河川监测方面仍有待证明其可行性,其中最大关键乃在河川的水体宽度较一般湖泊水库小,且河道形状随干湿季节变化较大,因此需取用空间分辨率高之卫星影像,以便于取得真正之水体像元,但分辨率小之卫星影像,如 QUICK BIRD, KONOS 等,价格非常昂贵,较不经济可行。鉴于台湾岛内现阶段较经济且分辨率够小之影像仅 SPOT 及 FORMOSAT2 两种卫星较可行,加上目前 FORMOSAT2 卫星可用影像数据仍嫌不足,本研究采用 SPOT 卫星影像作为河川水质监测可行性之研究。由于 SPOT 卫星影像空间分辨率一个像元有 12.5m,因此水体像元的取样非常关键,在卫星影像内真实河川水体常受云(含薄云及厚云等)、阴影及河道边之洪泛区土地覆盖物影响,所以如何真正取得水质监测站位置之卫星影像水体像元光谱数据是非常重要的第一步骤。Chen Srinivasan 等^[1],曾在美国德克萨斯州利用 NOAA-14 AVHRR 卫星每日监测数据探索自动化分析不同云的方法,改善云所遮蔽的像元,提高卫星判断的正确性,建立与测试自动化分析云的系统。Nellis 等^[2]则利用非监督式

分类法 (ISODATA) 先萃取分离出 LANDSAT/TM 图像中之水体像元,再将水体像元单独作非监督式分类水库水体之悬浮固体、浊度及透视度,以得到水库水质的空间概略分布。

过去在研究水质与遥测光谱关系的手段主要分为卫星遥测、飞机空载遥测及手提式高光谱仪遥测三方面,其中前者之光谱波段分辨率较低,如 LANDSAT/TM 及 SPOT,但空间涵盖范围较高,因此如何取得较多光谱波段,以易于辨识水体,在近十年中有很多研究采用较高分辨率之卫星,如 SeaWiFS, MODIS, MERIS 等^[3,4],其像元分辨率可适用于海洋、湖泊及水库,但仍不适合河川水体的辨识;部分学者建议采用飞机空载高光谱遥测水质如 AVIRIS, CASI HyMap, AISA, EPS-a 及 CZCS 等,归因于其较高的光谱波段分辨率,可找到更多适合的组合波谱作水质预测,惟其操作及处理费用高,且空间涵盖范围不如卫星遥测^[3,5-8]。因此如何将 SPOT 的三个波段衍生出更多合适预测水质的波段,参考相关文献发现,一般常采用蓝光、绿光、红光或红外光波段之相除、相减、倒数、对数、百分率或上述的组合波段等^[6,8-15]。

Stephan Bojinski 等^[16]认为地表自然和人造物质光谱特性的信息与飞机空载或卫星遥测光谱非常相关,例如地质分区,植生辨识或水质评估。因此,光谱数据库 SPECCHIO 提供实时上网输入及输出光谱的分析数据或仿真数据作为交流,提供利用遥测光谱萃取地球物理或生物物理参数的参考。廖述良^[17,18]利用实验室分析光谱与物质(高岭土、白陶土、邻苯二甲酸氢钾及葡萄糖 麸胺酸)及水质(悬浮固体物、生化需氧量及化学需氧量)与物质以及光谱与水质之关系,确立三者间之关系模式。发现透过光谱与物质再与水质建立关系的结果最佳,并提出多光谱应用于水质监测基本上是可行的,但在精确度上仍待进一步的研究。近十年来已有许多学者探讨,利用手提式、飞机空载及卫星遥测光谱技术来预测不同时空水域之水质变化,研究发现较适合光谱分析的水质参数有悬浮微粒(浊度)、叶绿素、温度、有机污染物及油,并分析出部分水质参数浓度在不同光谱波段的反应分布图^[19-23],证明遥测技术在水质监测上是个方便可行性高的方法,并认为遥测方法应用于河川水质监测还有很大的进步空间。Gideon Oron and Anatoly Gitelson^[24]亦将高光谱数据应用于污水稳定塘不同季节、不同流程处理单元及同一单元不同位置之水质监测,建立不同处理单元

之光谱反应图谱。

Zhang等^[25]将遥测影像应用于土地利用及水质辨识之前处理,且广泛应用类神经非线性转换功能之特性。该篇研究是以芬兰海湾海水的水质预测并运用类神经辨识光学雷达光谱数据,其主要是将遥测结合类神经、多变量回归分析预估水质并比较其结果。此研究输入层为 TM 波段,隐藏层为五个节点,输出层为水质(SSC, Chl-a, Turb, SDD)。而从该研究的结果可以知道,利用遥测结合类神经分析法之结果比多变量回归分析法的水质预测结果好且准确度也比较高。

吴启南等^[26]利用地面光谱辐射仪(Spectroradiometer),配合德基水库水质同步取样,量测水体的光谱反射率。并将水质检测资料之叶绿素-a、透明度、总磷、甲藻素与悬浮固体等参数与光谱辐射仪量测结果施行多元回归分析(Multiple Regression),推求最佳预测模式。Yang等^[27]利用SPOT卫星于德基水库做水质的观测资料,采用一张卫星影像图,并于图中取5个测点水质(叶绿素、透视图度及磷酸盐)及光谱样本,以多变量回归分析来做水质预估,认为利用遥测影像作监测水质是可行的,且提出遥测监测水质较传统水质监测方便且省时。沈宗泽^[28]指出倒传递类神经网络一般多采用最陡坡降法(Steepest Descent Method)作为训练网络的方法,但在效率上收敛缓慢且易收敛到局部最佳解(Local Optimal)的缺点,所以运用共轭梯度法(Conjugate Gradient Method)来改善最陡坡降法的缺点,加快其收敛速度。

雷祖强等^[29]指出可见光辐射的大气散射(Scattering)对所有的卫星和高空成像都有影响。一般普通的大气校正技术是以多谱段图像之直方图为基础,而由实验证明大气散射对MSS 7波段的图像并无任何效应,因此可假设其直方图底端的位移是由大气散射之分量所造成的,如果没有大气影响的话,其波谱当中也会有一些灰阶为零或近似零之结果。所以每一波段之最小值,可视为该波谱段之大气散射分量,将它自全部像元中减去,以完成大气校正。Pietro Alessandro Bivio等^[30]将遥测技术应用于湖泊水质的监测及评估,其评估和监测的水质为叶绿素浓度、浊度、温度的特性。且证明遥测技术用于水质监测为经济可行性高的方法,并认为遥测技术对于水质监测还有极大的发展空间。Pekka Hama等^[31]以南芬兰湖及波罗的海做为研究区域,结合仿真卫星数据、半经验算法分析悬浮固体物

(Suspended)、叶绿素-a(Chlorophyll-a Chl-a),浊度(Turbidity Turb)及透视图度(Secchi-disk depth SDD)。该篇研究比较TERRA MODIS和ENVISAT MERIS及LANDSAT TM预测芬兰湖泊及沿海水质,发现其可行性很高,其中又以ENVISAT MERIS为最适合的卫星,但要考虑到季节性的干扰。Wang等^[31]以卫星遥测影像来监测中国大陆广东深圳的石岩水库、铁岗水库、西丽水库、汇田水库及深圳水库5个重要水库之水质,并利用大气校正中减去最小灰度值法和大气透射比法来消除卫星遥测在大气传输中所引起的干扰,研究结果证实利用卫星影像预测水质是可行的,但只限于几种水质的预测,如叶绿素、色度、总悬浮微粒、温度及其化学特性。Samppa Koponen^[32]以芬兰境内的湖泊为研究区域,主要是找到合适水质参数和分类范围,利用遥感探测数据进行水质的预测,此篇研究是将三种水质参数透明度、浊度、叶绿素-a利用芬兰及欧洲之水质分类系统予于个别分类,再将湖泊波段光谱选出后利用水质(透明度、浊度、叶绿素-a)与波段的相关性来预估水质,最后预测之结果都有其良好的准确性。

3 基本资料收集

3.1 研究区域

本研究选用的两流域为淡水河及八掌溪,以八掌溪的1996年12月5日、1997年10月3日、1998年12月7日、2002年12月2日及淡水河的1994年8月31日、1995年1月6日、1999年8月10日、2000年3月15日、2001年1月18日、2001年3月15日多时段之SPOT多光谱卫星图进行流域水质测站样本的选取,并利用ERDAS IMAGINE软件进行卫星影像的前处理,以萃取流域各个水质测站附近水体样本的灰度值,两流域水质测站相关位置如图1—图3所示。

3.2 水质资料

本研究采用“行政院”环境保护署监测公告的水质资料,其中河川污染指针(RPI)计算的4个水质参数项目DO, BOD, SS, NH₃-N与水质的好坏有明显的关系,在各种水质指标运算中也占有较高的权重,见表1。其计算式如下:

$$RPI = \frac{1}{4} \sum_{i=1}^4 S_i$$

式中, i = 水质参数, S_i = 各参数的点。

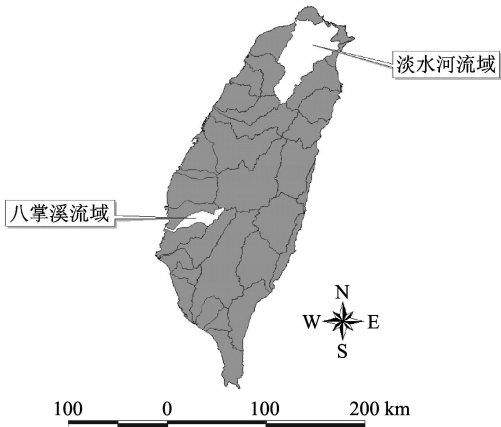


图 1 研究区域 (台湾省)

Fig 1 Study area

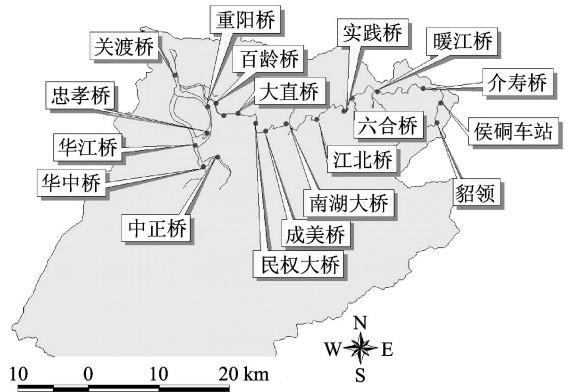


图 3 淡水河水质监测站

Fig 3 Danshui river water quality sampling stations

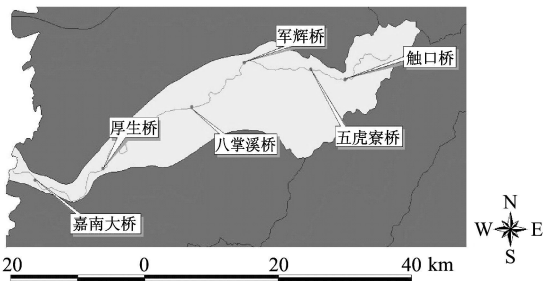


图 2 八掌溪水水质监测站

Fig 2 Barjum creek water quality sampling stations

水质参数 pH 及 COD,配合研究区域 (淡水河及八掌溪流域)的卫星影像图,依水质监测时间选出可用之水质测站与水质参数的数据作为前处理及后续预测的输入数据。

RP I河川污染指标分类标准将河川分为稍受污染 (A)、轻度污染 (B)、中度污染 (C)、严重污染 (D) 4类,本研究八掌溪与淡水河流域 51笔水质数据依分类结果显示指针所分出 A 级与 B 级的数量较少,为避免影响预测的学习效果,因此暂将 RPI指标的 A 级与 B 级合并为一类 AB,使原有的水质数据分成 3类 (见表 1)。

另外本研究也加入常用且亦有较高权重的两个

表 1 RPI水质指针分类标准及样本数

Table 1 River pollution index(RPI) and samples used in the study

污染项目	未 (稍)受污染	轻度污染	中度污染	严重污染
DO	6.5 以上	4.6—6.5	2.0—4.5	2.0 以下
BOD	3.0 以下	3.0—4.9	5.0—15.0	15.0 以上
SS	20 以下	20—49	50—100	100 以上
NH ₃ -N	0.5 以下	0.5—0.99	1.0—3.0	3.0 以上
积分	1 (<2.0) 以下	3 (2.0—3.0)	6 (3.1—6.0)	10 (>6.0) 以上
4类	A	B	C	D
样本数	9	9	17	16
3类	AB		C	D
样本数	18		17	16

4 研究方法

本研究首先从“行政院”环保署取得之河川水

质参数数据,做为本研究之输入数据,然后进行样区的选取及光谱波段分析的评选,以萃取水质监测站的水质参数及对应之像元波谱数据来进行多变量回归、判别分析及类神经网络分析,并利用交叉验证来

预测其准确度。

4.1 水体像元选取

监测水质过程中,地表水体辨识判断为首要的工作。通常在利用卫星影像来判别水体时,若有云雾遮蔽的情况下,所拍摄成像的结果是表示云顶的状况,而不是地表水的实际状况。因此需要先将影像中有受云雾影响或混合的像元予以剔除,避免影响计算结果。

本研究因针对河川水体的辨识,河川水体宽度一般较湖泊水库或海洋范围小,取样上较为困难,如果无法获得分辨率高之卫星影像,往往会使河川水体取样受到周围噪声之干扰,因此在遥测影像取样过程中,水体像元(Pixels)的辨识为首要的关键。首先本研究先以非监督式分类法依据样本像元的分布来套叠筛选水体样本,再以监督式类神经分析方法进一步确认水体,判别水或非水的像元,最后再考虑不同季节对水质参数的影响,以增加水体取样的准确性。

4.1.1 非监督式分类

本研究以 ERDAS MAGINE 软件之非监督式分析中的 ISODATA 法,由计算机自动将影像分类之后,使河川水体大致界定范围,再以人工圈选位在此范围内与水质测站相同位置之水体样本,一般环保署水质监测站皆位于桥旁,并未有标明在桥之上游或下游较明确之坐标,因此本研究原则上以圈选位于桥上游及下游各 100m 内之水体像元,再将此所有像元作平均后之光谱值视为该笔水质监测样本对应之光谱特征。

4.1.2 监督式分类

本研究采类神经网络作为监督式水体辨识分类之模式,首先从所有遥测卫星影像图中圈选出水体真实像元以及可能非水体真实像元(含厚云,薄云,云阴影,河川洪泛地及其他混合像元等)共 5147 笔,其中学习笔数有 2636 笔,为避免过度学习,选用验证笔数有 1251 笔,不参与学习之测试笔数有 1260 笔,代入类神经网络模式学习,决定最佳输入及隐藏层结点数与学习速率等参数,测试样本其精确度可达 87%。

4.1.3 季节均质性

季节性的考虑主要目的在于选取降雨量或温度等气象条件较为均质稳定的月份,因降雨量较大的月份,流域水量不稳定、水质变化较大。故本研究加入台湾季节降雨量与水质特性之考虑,选取月份降雨量较少的秋季、冬季(10月—3月)之样本来做进

一步之光谱模拟预测水质的研究。最后筛选使用其中 51 个样本。

4.2 光谱波段选择

本研究采用影像处理软件 ERDAS MAGINE 撷取 SPOT 卫星影像三波段的数据 B1(Green)、B2(Red)、B3(IR),且参考相关文献所使用之衍生波段组合加入(B1-B2), (B2-B3), (B1-B3), (B1+B2), (B2+B3), (B1+B3), (B1/B2), (B2/B3), (B1/B3), (NDVI), [(B2-B3)/(B2+B3)], B1/(B1+B2+B3), B2/(B1+B2+B3)及 B3/(B1+B2+B3)(Zhang等^[25])等波段的组合来做为辨识河川流域水质的输入参数,利用相关性分析、前向逐次加入法(Forward stepwise)、后向逐次剔除法(Backward stepwise)及敏感度分析(Sensitivity analysis)等方法作光谱波段评选。

4.3 大气校正方法

卫星传感器接收之电磁波的行径,两度通过大气层,因此势必受大气层作用的影响,所以必须作大气校正来减少误差。大气校正是消除卫星遥感图像在大气传输中引起的退化因素的一种图像处理方法。退化因素包括从地面向上辐射的电磁信号的吸收、散射作用,大气湍流对辐射信号的扰动,如图 4 所示。本研究将分四种大气修正方法^[33]作比较,分述如下:

方法一:将各波段灰度值减去最暗物体灰度值
灰度值 DC(digital counts) = (L₀ - L_d) (1)

方法二:

$$\text{辐射值} = \frac{(\text{DC})}{G} \quad (2)$$

考虑校正系数所转换的辐射值。(单位: W m⁻² · μm⁻¹ sr⁻¹)

方法三:

$$\text{反射率} = \frac{\left\{ \left[\frac{(\text{DC})}{G} \right] \times \pi \right\}}{E_0 \times \cos \theta_L} \quad (3)$$

考虑太阳光辐射角从地面反射到卫星的反射率

方法四:

$$\text{考虑大气透射率之反射率} = \frac{\left\{ \left[\frac{(\text{DC})}{G} \right] \times \pi \right\}}{[E_0 \times \cos \theta_z \times \tau_z + E_d] \times \tau_v} \quad (4)$$

(τ_v = cos θ_v ≃ 1, 视 θ_v ≃ 0, θ_y ≃ 0, τ_z = cos θ_z, E_d 忽略不计)

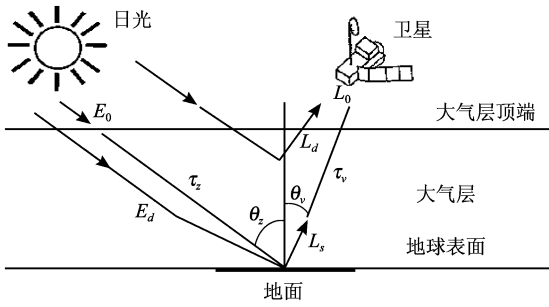


图 4 大气太阳辐射之不同路径 (Moran 等, 1992)

Fig 4 Different paths from solar radiation to the satellite sensor (Moran et al., 1992)

L_0 : 卫星测得的灰度值 (Digital count DC)

L_d : 由大气中散射到卫星感应器接收的灰度量

G : 校正系数 ($W^{-1} m^{+2} sr^{+1} \mu m^{+1} DC^{+1}$)

τ_v : 地面至卫星的透射比

τ_s : 太阳至地面的透射比

θ_v : 卫星的天顶角 (Viewing zenith angle)

θ_s : 太阳天顶角 (Zenith angle)

E_0 : 外层空间的辐射值 (Atmosphere solar irradiance)

E_d : 太阳光由大气中间接散射到目标物的辐射值

4.4 多变量回归分析

逐步回归分析方法是一种会自动从大量可供选择的变量中选择对建立回归方程式重要的变量,且可以知道采用的自变量愈多,回归平方和愈大,残差平方和愈小。且如果采用了对水质影响很小的变量而遗漏了重要变量,会导致估计量产生不一致性。本研究采用了逐步回归分析法来找出最佳的回归方程式。利用水质与波段间的简单相关系数 R 值,再利用 STATISTICA 软件做逐步分析(多变量回归),找出其最佳的回归方程式。

4.5 判别分析

判别分析又称区别分析 (Discriminant analysis),判别分析可用来决定变量对判别两个(或多个)群体的分辨能力,且判别分析可以看成是一维变异数分析 (ANOVA) 问题的应用,通常在一个研究中为了区别群体一般会包含好几个预测的变量,此种情况下通常先算出全体的共变异数矩阵及综合的共变异数矩阵,利用多变量的 F 检定,来决定这些群体在

这些预测变量的平均数。

4.6 类神经网络模式

类神经网络是一种并行计算系统,它使用大量的简单人工神经元网络系统相连,来模仿生物神经网络的能力。人工神经元是生物神经元的简单模拟,它从外界环境或其他人工神经元取得信息,加以简单的运算,并输出其结果到外界环境或其他人工神经元。

本研究以倒传递类神经网络 (BPN) 及共轭梯度法 (CGD) 两阶段训练类神经网络作为预测水质与水质分类之模式,选出代表性的参数,加载类神经网络,决定输入、输出数据并训练、测试样本,可了解类神经网络预测结果,再与实际水质与水质分类比较。

4.7 评估指标

本研究水质分类预测结果的评估以平均绝对百分比误差 (MAPE)、相关系数 (R) 及均方根误差 (RMSE) 作为比较之依据。MAPE 及 RMSE 值愈低则代表网络输出值与实际值之差距愈少,网络学习与预测效果较佳; R 值愈高,表示网络输出与实际值的趋势相似程度愈佳。

5 结果与讨论

5.1 水质预测结果比较

类神经网络模式及多变量回归法预测结果,在水质模拟方面,由表 2 中各评估数据可知类神经网络模式之仿真预测结果 DO, pH, COD 与多变量回归法预测结果相近,而 BOD, NH_3-N , SS 则优于多变量回归法预测结果,但 COD, NH_3-N , SS 的预测结果仍不理想。整体而言,结果以类神经网络模式较多变量回归法好,但在预测水质方面,两方法皆尚未能达到较佳的预测结果,因此还需再进一步研究及探讨。

图 5—图 10 为类神经网络模式与多变量回归法预测 DO, pH, COD, SS, NH_3-N 及 BOD 的分散图, DO 的观测值与预测值的误差几乎都可以落在 $\pm 30\%$ 内,而 pH 值大部分分布于 $\pm 20\%$ 内,表示两种模式对于 DO 与 pH 值预测皆有不错的结果;图 7—图 10 显示的类神经网络模式在预测 COD 与 BOD 落于 $\pm 30\%$ 内之点数,皆比多变量回归法为多,所以类神经网络模式预测结果较多变量回归法为佳;在预测 SS 与 NH_3-N 之结果发现,误差值落差皆

大,两者预测结果所显示的误差值都较分散,表示类神经网络模式与多变量回归法预测结果两者皆不理想,整体而言,在水质预测方面,类神经网络模式还是略优于多变量回归法。

表 2 类神经网络与多变量回归预测水质比较

Table 2 MR and ANN Models Performance for predicting water quality parameters

水质参数	评估标准	多变量分析	类神经分析
溶氧 (DO)	R ²	0.60	0.59
	RMSE	1.82	2.04
	MAPE	37.00	30.00
酸碱值 (PH)	R ²	0.16	0.21
	RMSE	0.40	0.49
	MAPE	4.00	4.00
化学需氧量 (COD)	R ²	0.23	0.30
	RMSE	9.00	8.69
	MAPE	58.00	65.00
生化需氧量 (BOD)	R ²	0.38	0.59
	RMSE	2.09	1.63
	MAPE	58.00	34.00
氨氮 (NH ₃ -N)	R ²	0.10	0.37
	RMSE	5.37	1.98
	MAPE	116.00	87.00
悬浮固体 (SS)	R ²		0.36
	RMSE	F 检定不通过	26.07
	MAPE		67.00

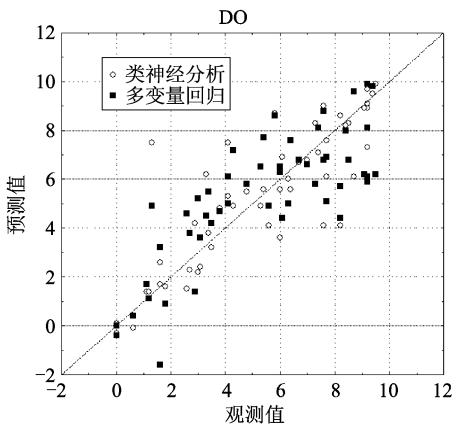


图 5 类神经模式与多变量回归预测 DO 结果分散图

Fig 5 Simulated and observed scattering results in ANN and MR models(DO)

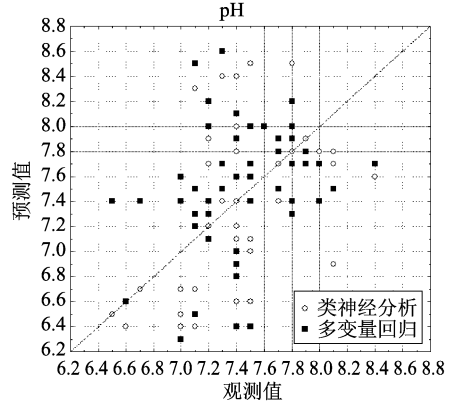


图 6 类神经模式与多变量回归预测 pH 结果分散图

Fig 6 Simulated and observed scattering results in ANN and MR models(pH)

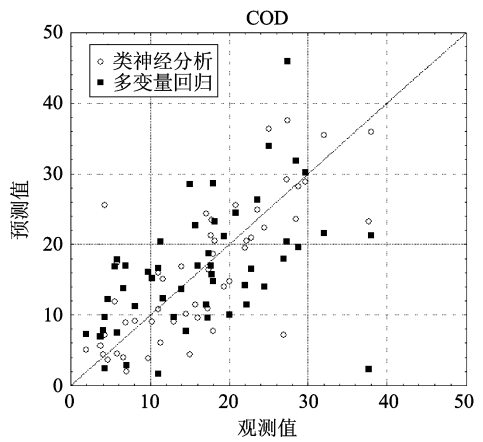


图 7 类神经模式与多变量回归预测 COD 结果分散图

Fig 7 Simulated and observed scattering results in ANN and MR models (COD)

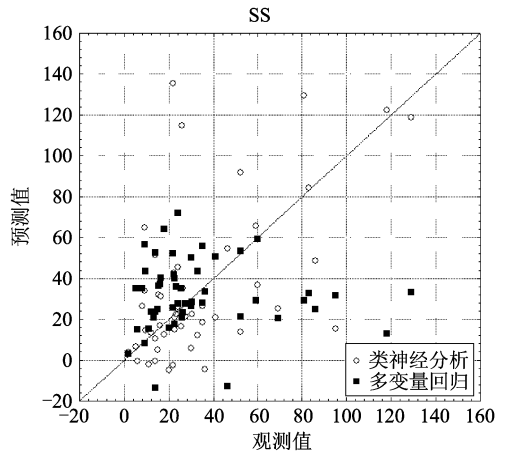


图 8 类神经模式与多变量回归预测 SS 结果分散图

Fig 8 Simulated and observed scattering results in ANN and MR models (SS)

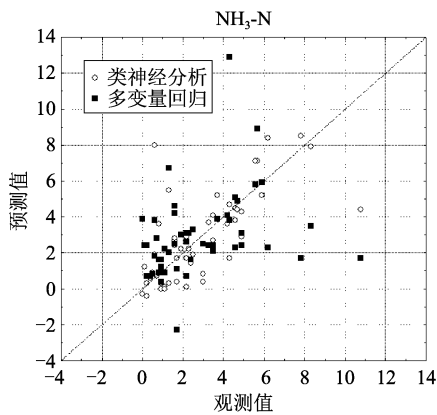


图 9 类神经模式与多变量回归预测 NH₃-N 结果分散图

Fig 9 Simulated and observed scattering results in ANN and MR models (NH₃-N)

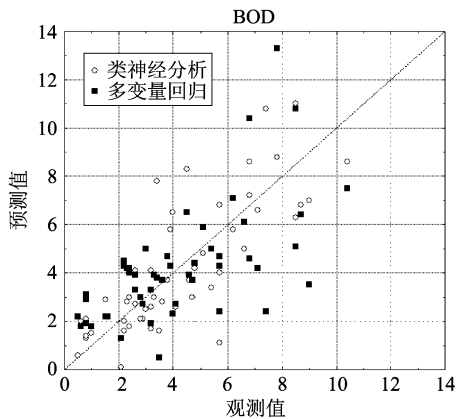


图 10 类神经模式与多变量回归预测 BOD 结果分散图

Fig 10 Simulated and observed scattering results in ANN and MR models (BOD)

5.2 水质分类预测结果比较

两模式预测水质分类方面,表 3 及表 4 为两种预测分类法的多次模拟结果混乱矩阵,类神经交叉验证正确率为 75%,判别分析交叉验证正确率为 65%,显示出类神经网络模式预测比判别分析法准确。

表 3 差别分析预测结果 (交叉验证)

Table 3 Confusion matrix of DA prediction results of water quality indices

class	AB	C	D	正确率 /%	总正确率 /%
AB	11	6	1	61	
C	10	5	6	65	
D	1	3	12	75	

表 4 类神经分析预测结果 (交叉验证)

Table 4 Confusion matrix of ANN prediction results of water quality indices

class	AB	C	D	正确率 (%)	总正确率 (%)
AB	14	4	0	78	
C	4	12	1	71	75
D	2	2	12	75	

5.3 不同大气修正方法预测水质分类结果

由上述结果得知,将类神经网络模式与判别分析法进行水质分类的预测,结果显示出类神经网络模式优于判别分析法之预测结果。所以,本节将以灰度值(方法一)、辐射值(方法二)、反射比(方法三)、考虑透射率之反射比(方法四)4种大气修正方法运用类神经网络模式进行预测水质分类结果比较。

在水质分类模拟方面,4种大气修正方法皆得到一组较佳组合以类神经网络模式分别进行交叉验证之预测。由表 5—表 8 混乱矩阵结果得知,大气修正方法采用灰度值并消除最暗物体像元之简单修正方法,再运用类神经网络模式预测分类,其平均正确率约可达 75%,较其他三种修正方法高且计算方式简易。

表 5 方法一之预测结果 (交叉验证)

Table 5 Confusion matrix of atmospheric correction method 1 cross-validation results of water quality indices

类神经网络模式分析	预测分类			正确率	
	AB	C	D		
实际分类	AB	14	4	0	78
	C	4	12	1	71
	D	2	2	12	75
	总计				75

表 6 方法二之预测结果 (交叉验证)

Table 6 Confusion matrix of atmospheric correction method 2 cross-validation results of water quality indices

类神经网络模式分析	预测分类			正确率	
	AB	C	D		
实际分类	AB	14	3	1	78
	C	5	9	3	53
	D	1	6	11	65
	总计				73

表 7 方法三之预测结果 (交叉验证)

Table 7 Confusion matrix of atmospheric correction method 3 cross-validation results of water quality indices

类神经网络模式分析	预测分类			正确率	
	AB	C	D		
实际分类	AB	12	4	2	67
	C	4	11	2	65
	D	2	4	10	63
	总 计				65

表 8 方法四之预测结果 (交叉验证)

Table 8 Confusion matrix of atmospheric correction method 4 cross-validation results of water quality indices

类神经网络模式分析	预测分类			正确率	
	AB	C	D		
实际分类	AB	11	5	2	61
	C	3	12	2	71
	D	4	1	11	69
	总 计				67

表 9 综合 4 种大气校正方法以类神经网络模式预测的正确率及其范围, 皆以方法一 (Test 61%—90%; Train: 83%—99%) 较其他三种方法佳。因此本研究初步归纳, 大气校正对 SPOT 卫星遥测水质仍以方法一 (减最暗物体像元) 为目前最佳方法。

表 9 4 种大气校正方法以类神经网络多次仿真预测水质分类正确率范围

Table 9 ANN simulated range using four different atmospheric correction methods in water quality classification

方 法	类 别	出现频率最高之正确率	正确率范围 /%
方法一	Test	75	61—90
方法二		73	51—94
方法三		65	49—82
方法四		67	45—88
RPI 三类	Train	95	83—99
方法一		87	53—100
方法二		93	94—2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net
方法四		96	67—97

6 结论与建议

6.1 结 论

本研究第一次尝试利用卫星遥测监测河川水体, 因此将圈选出的样本以非监督式分类、监督式分类及季节均质性的考虑来做水体辨识及筛选, 使圈选样本免除误差, 可提升后续水体样本分析之可信度。由水质预测结果发现, 整体而言多变量回归分析不如类神经网络模式佳, 而类神经网络模式和多变量回归分析预测 COD, SS, NH₃ 结果仍尚不理想。但在预测水质分类方面, 判别分析对水质分类的正确率约为 65%, 而类神经网络可达约 80% 以上, 显然类神经网络对水质分类的预测较判别分析佳且可行, 亦显示在数据繁多复杂且非线性的状况下, 类神经网络分析通常较可以充分发挥其特性。大气校正正是卫星遥测不可或缺的前处理方式, 如采用 SPOT 卫星作监测, 依本研究结果显示, 采用灰度值并以最暗物体像元消除法作大气校正即可达到合理的结果。

6.2 建 议

本研究目前使用了 8 张卫星影像图共 51 个水质监测站样本, 其数量稍嫌不足, 未来希望可以增加样本数, 甚至依月份不同分开预测, 俾以更准确的学习、预测水质及其分类。本研究另以判别分析及类神经网络预测水质分类指针, 因数据有限仅能分三类, 期望未来数据样本更多时, 能扩充至现行 4 种分类作预测, 以进一步验证其可行性。目前国内外卫星分辨率比以往更高, 惟价格昂贵, 未来如能取得更便宜且分辨率高的影像, 应有助于提升河川水质监测站样本波段取样及辨识的精确度。大气校正方面希望可比较更复杂、精确度更高的大气修正方法, 并藉由加入现场光谱及水质量测来与卫星影像图之数据做验证, 作为大气校正方法之参考, 同时亦可建立水质之光谱数据图库, 提供光谱波段与水质相关分析之依据, 作为提升以卫星自动监控河川水质或其分类的重要依据。

参 考 文 献 (References)

[1] Chen P Y, Srinivasan R, Fedosejevs G, et al. An Automated Cloud Detection Method for Daily NOAA-14 AVHRR data for Texas, USA [J]. Remote Sensing of Environment 2002, 2939—2950.

[2] Nellis M D, Harrington Jr J A, Wu J P. Remote Sensing of Temporal and Spatial Variations in Pool Size Suspended

- Sediment Turbidity and Secchi Depth in Tuttle Creek Reservoir Kansas 1993[J]. *Geomorphology* 1998, **21**: 281—293
- [3] Vos R J, Hakvoort J H M, Jordans R W J et al. Multiplatform Optical Monitoring of Eutrophication in Temporally and Spatially Variable Lakes[J]. *The Science of the Total Environment* 2003, **312**: 221—243.
- [4] Pekka Hama, Jenni Vepsäläinen, Tuula Hannonen et al. Detection of Water Quality Using Simulated Satellite Data and Semiempirical Algorithms in Finland[J]. *The Science of the Total Environment* 2001, **268**: 107—121.
- [5] Hoogenboom H J, Dekker A G, Alhuus IJ A. Simulation of AVIRIS Sensitivity for Detecting Chlorophyll over Coastal and Inland Waters[J]. *Remote Sensing of Environment* 1998, **65**: 333—340.
- [6] Sabine Thiemann, Hermann Kaufmann. Determination of Chlorophyll Content and Trophic State of Lakes Using Field Spectrometer and RS-1C Satellite Data in the Mecklenburg Lake District Germany[J]. *Remote Sensing of Environment* 2002, **73**: 227—235.
- [7] Kallio K, Kutser T, Hannonen T et al. Retrieval of Water Quality from Airborne Imaging Spectrometry of Various Lake Types in Different Seasons[J]. *The Science of the Total Environment* 2001, **268**: 59—77.
- [8] Catherine Ostlund, Peter Flink, Niklas Strombeck et al. Mapping of the Water Quality of Lake Erken, Sweden, from Imaging Spectrometry and Landsat Thematic Mapper[J]. *The Science of the Total Environment* 2001, **268**: 139—154.
- [9] Yang M D, Merry C J, Syker R M. Integration of Water Quality Modeling, Remote Sensing and GIS[J]. *Journal of the American Water Resources Association* 1999, **35**(2): 253—263.
- [10] Jacques Populus, Woro Hastuti, Jean-Louis M. Martin et al. Remote Sensing as a Tool for Diagnosis of Water Quality in Indonesian Seas[J]. *Ocean & Coastal Management* 1995, **27**(3): 197—215.
- [11] Pepe M, Giardino C, Borsani G et al. Relationship between Apparent Optical Properties and Photosynthetic Pigments in the Sub-Alpine Lake Iseo[J]. *The Science of the Total Environment* 2001, **268**: 31—45.
- [12] Zilioli E, Brivio P A, Gomasasca M A. A Correlation between Optical Properties from Satellite Data and Some Indicators of Eutrophication in Lake Garda (Italy) [J]. *The Science of the Total Environment* 1994, **158**: 127—133.
- [13] Zilioli E, Brivio P A. The Satellite Derived Optical Information for the Comparative Assessment of Lacustrine Water Quality[J]. *The Science of the Total Environment* 1997, **196**: 229—245.
- [14] Iwashita K, Kudoh K, Fujii H, et al. Satellite Analysis for Water Flow of Lake Inbanuma[J]. *Advances in Space Research* 2004, **33**: 284—289.
- [15] Dhruva Palka Shrestha, Alfred Zinck. Land Use Classification in Mountainous Areas: Integration of Image Processing, Digital Elevation Data and Field Knowledge[J]. *JAG*, 2001, **3**: 78—85.
- [16] Stephan Bojinski, Michael Schaepean, Daniel Schlapfer et al. SPECCHIO: A Spectrum Database for Remote Sensing Applications[J]. *Computers & Geosciences* 2003, **29**: 27—38.
- [17] Liaw S L. Application of Remote Sensing Technique in Water Quality Monitoring Part I[R]. Science Council Research Project Report 1989. [廖述良. 应用遥测于水质监测(一)[R]. “行政院”科学委员会专题研究计划成果报告, 1989.]
- [18] Liaw S L. Application of Remote Sensing Technique in Water Quality Monitoring Part II[R]. Science Council Research Project Report 1990. [廖述良. 应用遥测于水质监测(二)[R]. “行政院”科学委员会专题研究计划成果报告, 1990.]
- [19] Ritchie J C, Schiebe F R, McHenry J R. Remote Sensing of Suspended Sediment in Surface Water[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 1976, **42**: 1539—1545.
- [20] Ritchie J C, Cooper C M, Schiebe F R. The Relationship of MSS and TM Digital Data with Suspended Sediments, Chlorophyll and Temperature in Moon Lake, Mississippi[J]. *Remote Sensing Environment* 1990, **33**: 137—148.
- [21] Ritchie J C, Schiebe F R, Cooper C M, et al. Chlorophyll Measurements in the Presence of Suspended Sediment Using Broad Band Spectral Sensors Aboard Satellites[J]. *Journal of Freshwater Ecology* 1994, **9**: 197—206.
- [22] Curran P J, Novo E M M. The Relationship Between Suspended Sediment Concentration and Remotely Sensed Spectral Radiance: A Review[J]. *Journal of Coastal Research* 1988, **4**: 351—368.
- [23] Gitelson A, Mayo M, Yacobi Y Z et al. The Use of High Spectral Resolution Radiometer Data for Detection of Low Chlorophyll Concentrations in Lake Kinneret[J]. *Journal of Plankton Research* 1994, **16**: 993—1002.
- [24] Gideon Oron, Anatoly Gitelson. Real-time Quality Monitoring by Remote Sensing of Contaminated Waterbodies: Waste Stabilization Pond Effluent[J]. *Wat Res*, 1996, **30**(12): 3106—3114.
- [25] Zhang Y Z, Jouni Pulliainen, Sampsa 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[J]. *Remote Sensing of Environment* 2002, 327—336.
- [26] Wu C N. Study of Applying Remote Sensing Technique in Water Pollution Management. Research Project Report[R]. Industrial Technology Research Institute, Energy & Resource Laboratory, EPA, 1998. [吴启南. 遥测技术应用于水污染管制之研究(D)[R]. 中国台湾省工研院能源与资源研究所研究计划报告, “行政院”环境保护署, 1998.]
- [27] Yang M D, Merry C J, Syker Robert M. Integration of Water Quality Modeling, Remote Sensing and GIS[J]. *Journal of the American Water Resources Association* 1999, **35**(2): 253—263.
- [28] Shen T T. Training Artificial Neural Network Using Genetic Algorithm and Conjugate Gradient Method[D]. Master Thesis of Department of Mechanical Engineering, Cheng Kung University.

- 2001 [沈宗泽. 以遗传演算法及共轭梯度法训练类神经网络 [J]. 成功大学硕士论文, 2001.]
- [29] Ray T Ch, Cheng K S. Evaluation of Reservoir Eutrophication by Applying TM Image and Geostatistical Simulation [A]. Conference of Watershed 2000 in Taiwan [C]. 2000 [雷祖强, 郑克声. 应用 TM 影像及地理统计模拟于水库优养评估 [A]. 集水区保育 (Watershed 2000) [C]. 2000.]
- [30] Pietro Alessandro Brivio, Claudia Giardino, Eugenio Zilioli. Validation of Satellite Data for Quality Assurance in Lake Monitoring Applications [J]. The Science of the Total Environment 2001, **268**: 3-18.
- [31] Wang Y P, Niu H, Fu JM, et al. Water Quality in Reservoirs of Shenzhen, China: Detection Using LANDSAT/TM Data [J]. Science of the Total Environment 2004, 195-206.
- [32] Sampsa Koponen, Jouni Pulliainen, Kari Kallio, et al. Lake Water Quality Classification with Airborne Hyperspectral Spectrometer and Simulated MERIS Data [J]. Remote Sensing of Environment 2002, 51-59.
- [33] Moran MS, Jackson JD, Slater PN, et al. Evaluation of Simplified Procedures for Retrieval of Land Surface Reflectance Factors from Satellite Sensor [J]. Remote Sensing Environ. 1992, **41**: 169-184.