基于地理分区及神经网络的湖泊水库富营养化研究

李伟峰[1], 毛劲乔[2*]

(1. 中国科学院生态环境研究中心, 北京 100085; 2. 河海大学水利水电学院, 南京 210098)

摘要: 构建了一个基于地理分区及神经网络的湖泊水库富营养化综合评价体系. 以美国环境保护署 Nutrient Criteria Database 数据库为参照对象, 有针对性地研究我国湖泊水库的情况, 首次提出了基于地理分区的简易评价标准, 对不同地理特征的水体富营养化临界值进行了定量研究. 同时本研究还建立了基于神经网络的富营养化评价模型, 可反映富营养化过程中的非线性特征, 对以氮为控制因子的湖泊水库具有较高的评价准确性. 二者有机结合而成的综合评价体系具有通用性强的优点; 运用 30 组湖泊水库的实测数据进行评价验证, 表明其不但准确可靠, 且操作简便, 可作为湖泊水库水环境管理的参考工具.

关键词: 湖泊水库; 富营养化; 地理分区; 神经网络; 综合评价体系

中图分类号: X824 文献标识码: A 文章编号: 0250-3301(2011)11-3200-07

An Integrated Eutrophication Assessment for Lakes and Reservoirs

LI Wei-feng[1], MAO Jing-qiao[2]

(1. Research Center for Eco-Environmental Sciences, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100085, China; 2. College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: An integrated eutrophication assessment framework is developed for lakes and reservoirs based on an ecogeographical classification method and an artificial neural network model. Using the USEPA Nutrient Criteria Database as the basic reference and considering the ecogeographical characteristics of Chinese lakes and reservoirs, a simple eutrophication assessment criterion considering the ecogeographical characteristics is proposed for the first time. This criterion places the emphasis on the determination of critical values of key parameters for various regions. Moreover, an artificial neural network (ANN) assessment model is developed, considering the complexity and nonlinearity of eutrophication process. It is found that this ANN assessment model offers the advantage to assess with more accuracy the trophic status in nitrogen-limited water bodies. Integrating such two assessment methods can establish a simple but general eutrophication assessment framework; verification with 30 lakes and reservoirs shows that it can be served as a reliable and cost-effective tool for aquatic environmental management.

Key words: lake and reservoir; eutrophication; ecogeographical classification; artificial neural network; integrated eutrophication assessment

湖泊水库自净能力相对较弱, 若污水未经处理即大量排入水体, 会造成营养盐(主要为氮和磷)过量富集, 称之为水体富营养化. 在合适的环境条件下(如高温、强光、缓流), 藻类会急剧生长, 形成水华, 给社会及生态环境造成全方位的负面影响, 经济损失巨大. 如 1999 年主要针对水体富营养化现象的"三河三湖"水污染防治工程, 投资达1 036.3亿元人民币[1], 而"太湖水污染防治九五规划和 2010 年长期规划"中工程治理费用预期高达 204 亿元[2], 期间关闭的企业为数众多, 此外"退湖还鱼"等所造成的损失更是难以估计.

湖泊水库富营养化有效防治的前提是准确评价水体营养程度. 水体营养程度主要分为 3 个级别: 贫营养水体是指生物生产力水平低的清澈水体, 一般溶解氧浓度较高; 与之相反, 富营养水体是指水生物生产力水平高的混浊水体, 一般溶解氧浓度较低; 此后出现的中营养水体的概念, 则是指介于贫、富营养状态之间的过渡状态. 然而, 湖泊水库水体营养状态的划分标准至今尚没有达成统一[3,4], 目前常采用基于多因子的评价标准, 针对多个主要水质参数同时划分若干级别, 根据实测数据进行评价, 各评价标准之间的主要区别在于参照指标的多寡和划分级别的繁简. 该方法的优点是可较为全面地考虑富营养化的各方面特征, 缺点则是容易混淆各因素的关系, 往往出现不同指标实测数据分属不同营养级别的情况, 难以得出一个十分确定的判定结果, 或者陷入评价结论与实际情况相差很大的困境.

为得出明确的评价结论, 一些间接的评价方法逐渐受到重视, 较为常见的是 Carlson[5] 的营养状态

收稿日期: 2010-10-28; 修订日期: 2011-04-28

基金项目: 国家重点基础研究发展规划(973)项目(2008CB418106); 中国科学院知识创新工程重大项目(KZCX1-YW-14-5); 国家杰出青年科学基金项目(50925932); 国家自然科学基金项目(41001348)

作者简介: 李伟峰(1977~), 女, 副研究员, 主要研究方向为生态学, E-mail: li.wf@rcees.ac.cn

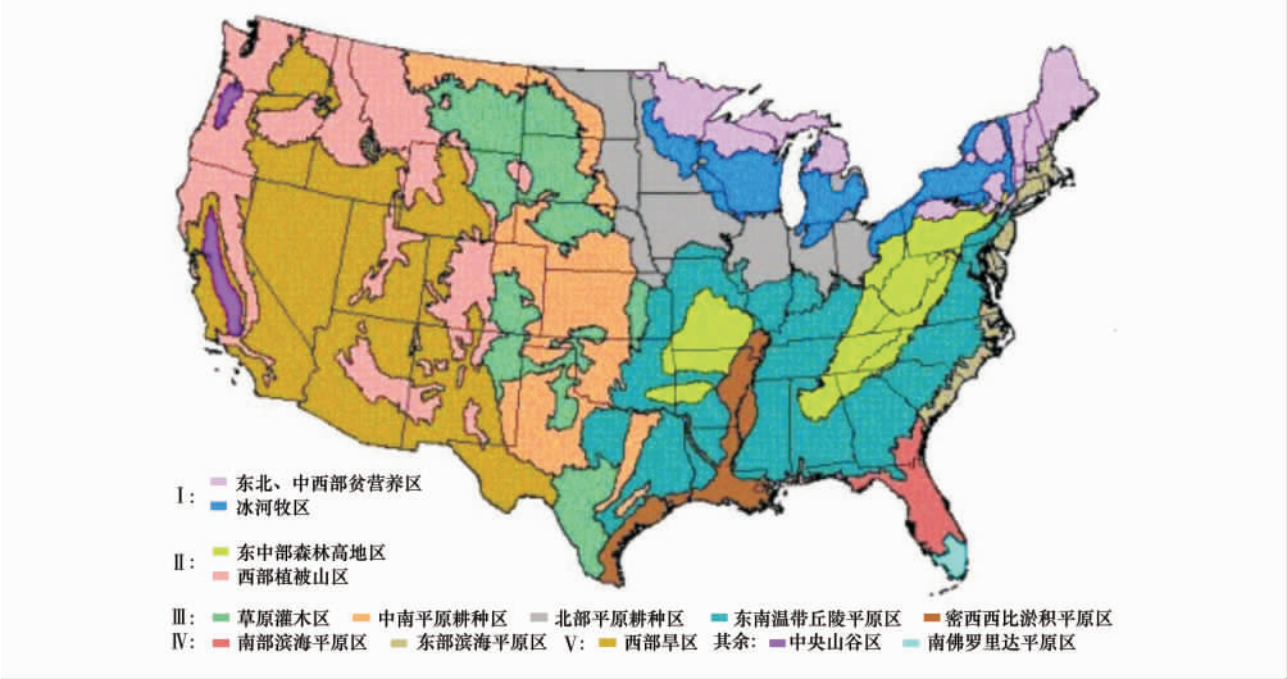
* 通讯联系人, E-mail: maojq@hhu.edu.cn

TSI 指数法和 Aizak[6] 的修正营养状态 TSI_M 指数法. 指数评价法的优势是可以给出归一的综合数值指标,但该方法需要较多的实测资料,人为因素较大,所得出的指标往往直观性不足,结果科学与否也往往无从考证. 此外先后有学者基于模特征法、概率统计法、模糊数学法、灰色系统法、生物评价法、热力学分析法、神经网络评价法等提出了不同的评价方法[7,8]. 但由于影响水体富营养化进程的因素繁多且关系复杂,并且这些方法各有其适用条件和局限性,因此至今尚未有公认的最优评价方法;相对而言,神经网络评价模型因为能反映富营养化动力学中的非线性作用而较受好评. 相比而言,水体富营养化多因子评判标准,在直观性和易用性上有自身独特的优势,可以考虑引入地理、人文等因素进行先期细分,再采用适当方法将多因子标准简化为单因子标准,建立一个面向用户友好型的简单评价方法.

我国湖泊水库水体富营养化形势日益严重,迫切需要制定出可靠实用的水体富营养化评价方法. 直接应用上述不同方法对同一湖泊开展富营养化评价工作,往往评价结果差别很大;通常为得出准确的评价,需要全面调查湖泊水库的物理、化学和生物等多个方面,在海量数据的基础上再进行系统分析,然而这样全面观测的先决条件和成本很高,较难实现. 本研究从 2 个不同的角度对湖泊水库富营养化评价方法进行探索性地全新构建,首先构建基于地理分区的水体富营养化直接评价标准,同时建立能反映水体富营养化非线性特性的神经网络评价模型,再将两者有机结合为综合评价体系,以期为水体富营养化评价提出新的思路.

1　基于地理分区的水体富营养化评价标准

美国环境保护署 USEPA 的 Nutrient Criteria Database 数据库[9] 包含了美国境内各地区主要湖泊水库的多年营养指标监测数据,大致可分为物理指标、化学指标和生物指标等三类. 这些数据相对比较可靠翔实,能为改进水体富营养化评价标准研究提供足够的信息,对我国相关富营养化研究也有相当大的借鉴价值. EPA 基于不同地理环境特征将该数据库数据划分为 14 个生态区(图 1):中央山谷区、西部植被山区、西部旱区、草原灌木区、中南平原耕种区、北部平原耕种区、冰河牧区、东北和中西部贫营养区、东南温带丘陵平原、密西西比淤积平原、东中部森林高地、南部滨海平原、南佛罗里达平原和东部滨海平原. 针对我国的情况并借鉴 USEPA 成果,除去不具有广泛代表性的"南佛罗里达平原"和"中央山谷区",将其余 12 个区再进一步合并为寒带、山区、内陆平原区、滨海区、干旱及过渡区等五大类,再分别选取各区的湖泊水库监测资料进行研究. 上述五类地理区大致对应我国的几



Ⅰ. 寒带, Ⅱ. 山区, Ⅲ. 内陆平原, Ⅳ. 滨海区, Ⅴ. 干旱及过渡区

图 1　美国环境保护署 **Nutrient Criteria Database** 数据库地理分区

Fig. 1　Map of the ecoregions after USEPA Nutrient Criteria Database

个地理区:①寒带(东北、新疆西北部、青藏);②山区(黄土高原、云贵高原、秦岭山区);③内陆平原区(华北平原、华南和东南内陆平原、四川盆地);④滨海区(华南、东南沿海平原);⑤干旱及过渡区(西北干旱区、各自然地理区过渡带).

具体制定基于地理分区的富营养化评判标准的思路为:首先分别分析各区域的当前水体生产力(主要为叶绿素)和物理特性之间(主要为浑浊度)的相关性,再选取较为典型的多因子富营养化评价标准(如 USEPA 的标准[4])进行反演,推求关键指标的临界值;对于较为复杂的水域,需要综合考虑浑浊度、营养盐、叶绿素指标表征当前的和潜在的富营养化趋势.

1.1 寒带

这类地区的普遍年均气温低,人类活动相对较少,以美国东北和中西部寒带和冰河牧区为典型代表.随机选取叶绿素浓度 Chla 与透明度 SD 的实测数据进行分析,表明两者有明显的指数关系[图 2(a)],将两者的相关性表达为:$Chla = 407.9e^{-SD/0.49} + 3.75$.上述经验关系表明水体关键的物理指标和生物指标间存在明显相关性,即藻类密度基本上决定着水体的透明度,因此在无明显人为干扰因素的前提下,两指标可合二为一,Chla 可用于唯一表征当前的水体富营特征,以此减少潜在的观测误差或短期数值波动带来的干扰.选取 USEPA 的富营养化评价标准[4]并分析图中相关关系可知,在 Chla 浓度平均达到 10.5 mg/m^3 时,透明度明显过低,超过该评价指标所标定的富营养化阈值,因此该值可看作富营养化的阈值指标;同时,在 Chla 平均浓度 <3.95 mg/m^3 时水质良好,为贫营养水体,该值可认为是贫营养的阈值指标.

1.2 山区

该类地区受人为污染相对较少,任意选取实测数据进行分析可知在山区湖泊水库的 Chla 与 SD 之间也有较明显的指数关系[图 2(b)]:$Chla = 86.36e^{-SD/0.57} + 2.31$.总体分析来看,在 Chla 浓度平均达到 4.9 mg/m^3 的时候就会造成透明度的过低.另外数据分析表明该类地区受地理环境的影响较大,Chla 与营养盐浓度无明显相关性.综合分析表明,可以由 Chla 来表征当前营养级别,对特殊水体则需兼顾 TP 因素.

1.3 内陆平原

该类地区包括内陆温带平原和丘陵,气候季节性比较明显,一般是人口较密集的地区,污染源较多,水体表现出来的特征也相对复杂一些.数据分析表明该类地区水体平均氮磷比为 23.91,以磷为限

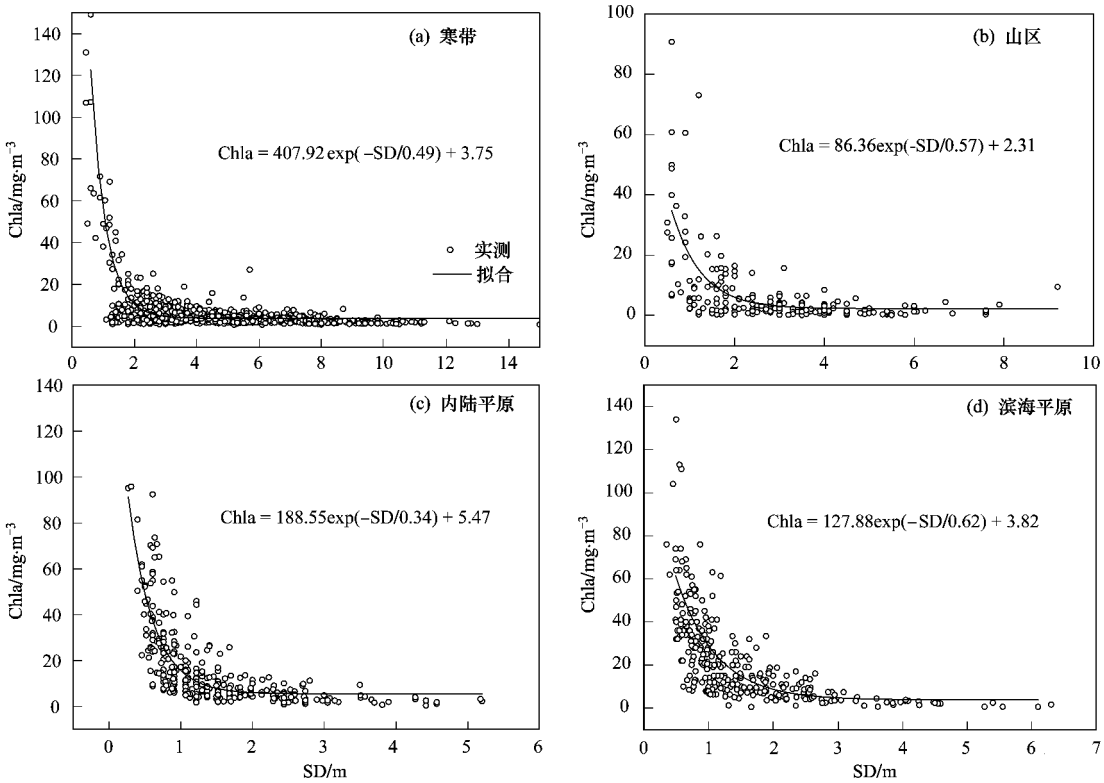


图 2 各地理分区内 **Chla-SD** 的相关关系

Fig. 2 Relation between Chla and SD

制因子的水体占 62.15%;该类地区水体透明度明显小于贫营养区和山区,最大不超过 6.0 m,平均只有 1.25 m. 夏季叶绿素与总磷的实测浓度统计表明两者之间没有特别明显的相关性,而叶绿素与透明度有比较清晰的指数关系[图 2(c)]: $Chla = 188.5e^{-SD/0.34} + 5.47$,内陆平原湖泊水库的透明度主要受叶绿素影响较大,可以由 Chla 单一表示富营养化程度,在 Chla 浓度平均达到 6.0 mg/m^3 的时候就会造成透明度过低,此时藻类虽未达到危害水体的程度,但已有潜在的危害性;在 Chla 浓度平均小于 5.25 mg/m^3 时水质良好.

1.4　滨海平原

滨海平原的气候较适宜藻类的生长,日照时间充分,并且人口多,工农业发达,污染源不易控制. 数据统计显示,该区域氮磷比平均值为 39.72,以磷为限制因子的水体占 92.0%,说明人为污染作用明显;透明度 SD 平均为 1.544 m, <2.0 m 的水体占到 71.96%. 以上分析说明该类地区是湖泊水库富营养化的重灾区. 随机取 3 组实测数据,点绘于图 2(d),可知叶绿素浓度 Chla 与透明度 SD 之间也有比较明显的关系: $Chla = 127.88e^{-SD/0.62} + 3.82$. 滨海平原湖泊中透明度主要受叶绿素影响,可以依托叶绿素浓度单一表示水体富营养化程度,在 Chla 浓度平均达到 8.77 mg/m^3 的时候就会造成水体透明度的过低,此时有潜在的富营养化趋势;在 Chla 浓度平均小于 4.13 mg/m^3 的时候,水质良好,为贫营养状态.

1.5　干旱及过渡区

干旱及过渡区由于其特殊的地理环境特征和较多的不确定性,使得叶绿素浓度 Chla、透明度 SD 和总磷浓度 TP 彼此之间的关系趋于复杂. 图 3(a)表明该类地区的湖泊水库中,Chla 与 SD 之间没有前述中的指数响应关系. 进一步分析图 3(b)中叶绿素浓度和总磷浓度之间的关系,可按数据分布的密集程度将数据集大致分为核心区域和非核心区域,2 个区域的边界都呈现出比较明显的 Gaussian 分布特性. 全集外边界的关系可表示为:

$$Chla = 29.3 + 115.08e^{[(TP-153.2)^2/11\,798]}$$

核心边界的关系可表示为:

$$Chla = -15.65 + 46.9e^{[(TP-115.3)]^2/3\,324]}$$

当湖泊水体在核心生长期时(Chla < 35.0 mg/m^3、TP > 80.0 mg/m^3),TP 为控制因子,当 TP 达到 20.0 mg/m^3,叶绿素浓度达到 12.0 mg/m^3,会造成湖泊水库的富营养化;当在核心衰减期和非核心生长区时,TP 不是最主要影响因子,需要参考其它影响因素综合考虑;分析图 3(a)中 Chla-SD 的关系可知,当 Chla 浓度高于 12.0 mg/m^3 时,水体 SD 均在 2.0 mg/m^3 以下,表现出富营养特征;当 Chla 浓度低于 7.12 mg/m^3,SD 的值变化范围很广,水体富营养化程度需要综合考虑物理、营养盐和浮游生物 3 方面的因素;为确保贫营养的划分有较为可靠的确定性,叶绿素浓度应取比较安全的值(见表 1).

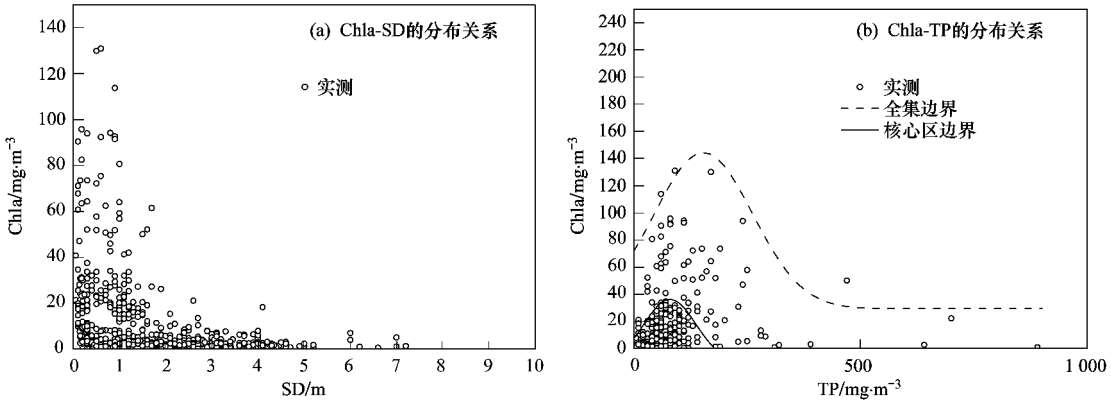


图 3　干旱及过渡区 **Chla-SD** 和 **Chla-TP** 的分布关系

Fig. 3　Relationships between Chla-SD and Chla-TP in xeric region and transition region

1.6　基于地理分区的湖泊水库富营养化评价标准

基于以上分析,按地理环境分类,对最能直观反映当前水质特征的 SD 与 Chla 这 2 个指标进行分析. 当两者有比较明显的联系时,参照运用较广的 USEPA 富营养化标准中 SD 的分类划分范围[4],可转换为由 Chla 单一反映当前水体特征. 目前来说,Chla 最能直接反映水体生物量和初级生产力大小,且测量手段也比较成熟,所以

建立基于叶绿素而非透明度的评价标准也更为直观和合理,同时排除仅依赖浑浊度时对高含沙水体的误判.通过对以上各分区实测数据的分析,参照上述级别划分原则,本研究构建了基于地理分区的湖泊水库富营养化评价标准,如表 1 所示.

表 1 基于地理分区的湖泊水库富营养化评价标准[1)]

Table 1 Ecoregion-based eutrophication criteria for lakes and reservoirs

地理位置	评估项目	贫营养	中营养		富营养
			稳定	恶化趋势	
寒带	叶绿素 Chla/mg·m^{-3}	<3.95	3.95~10.5	—	>10.5
山区	叶绿素 Chla/mg·m^{-3}	<2.45	2.45~4.9	4.9~10.5	>10.5
内陆平原	叶绿素 Chla/mg·m^{-3}	<5.25	5.25~6.0	6.0~10.5	>10.5
滨海平原	叶绿素 Chla/mg·m^{-3}	<4.13	4.13~8.77	8.77~10.5	>10.5
干旱及过渡区	叶绿素 Chla/mg·m^{-3}	<3.0	3.0~12.0	3.0~12.0	>12.0
	透明度 SD/m	>3.7	—	—	—
	总磷 TP/mg·m^{-3}	<10	10~20	>20	—

1)不满足表中关键指标分区时为异常水体(如沼泽化湖泊)

2 水体富营养化 BP 神经网络评价模型

水体富营养化评价是一个典型的模式识别问题,神经网络模型在模式识别问题上运用较广,在水体富营养化评价上的应用成果也不断涌现,国内较有代表性的成果有:李祚泳[10]建立的三层 BP 神经网络,选取 Chla、TP、TN 和 SD 作为样本输入,评价了我国 30 个湖泊水体的营养状态;刘首文等[11]建立三层 BP 神经网络,对我国 12 个湖泊水库进行了评价;卢文喜等[12]建立的四层 BP 神经网络评价了我国 17 个湖泊的营养级别;任黎等[13]研制的三层 BP 神经网络在太湖富营养化评价中得以应用;邓大鹏等[14]建立了用于湖泊、水库富营养化综合评价的神经网络简单集成模型.

本研究选用较为成熟的 BP 神经网络构建评价模型,主要目的是:研究神经网络训练样本中去除生物指标时的评价能力;与本研究所建立的基于地理分区的湖泊水库富营养化标准进行对比验证,并与该标准一起作为本研究提出的湖泊水库富营养化综合评价体系中的一部分.构建水体富营养化神经网络评价模型实际是根据特定的多因子水体富营养化评价标准来确定网络结构的学习过程.本研究为检验神经网络的非线性评价能力,并与之前所建评价标准进行区分,因此在学习样本中去除叶绿素因子的影响.参考中国湖泊水库的总体特征[3,11],只选取 TP、TN 和 SD 作为输入样本,用营养盐表征水体潜在富营养化进程,选择水体透明度来表征水体当前富营养化状况.为使所建神经网络在学习过程中能达到更高的精度,提高评价的敏感性,学习样本划分了较多的八层营养级别.所制定的学习样本和神经网络模型期望输出值如表 2 所示.

表 2 神经网络评价模型学习样本

Table 2 Learning sample for the artificial neural network model for eutrophication assessment

级别	TP/mg·L^{-1}	TN/mg·L^{-1}	$\frac{1}{SD}$/m^{-1}	期望值
贫	0.004 6	0.079	0.125	0
贫-中	0.010 0	0.160	0.227	0.143
中	0.023 0	0.310	0.417	0.286
中-富	0.050 0	0.650	0.769	0.429
富	0.110 0	1.200	1.370	0.572
重富	0.250 0	2.300	2.500	0.715
严重	0.555 0	4.600	4.545	0.858
异常	1.230 0	9.100	8.333	1

所建立的 BP 神经网络分为输入层、隐含层和输出层(见图 4).其中输入层 3 个节点分别代表输入样本中的 TP、TN 和 SD;隐含层内节点个数的选取采用预估结合反复验算的方法,最终确定为 4 个;通过试算比较,神经元的输出响应采用双曲正切函

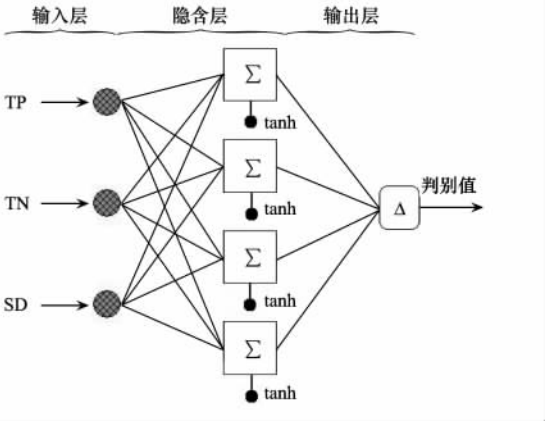


图 4 富营养化 BP 神经网络评价模型

Fig.4 Back propagation artificial neural network for classifying eutrophication status

数 tanh(x)时收敛速度快,能较好地反映外界影响因素的非线性特性.隐含层的阈值给随机数,经过约9 500次训练后输出值与期望值的误差小于预定的0.001,可以认为该网络已从训练样本中汲取了湖泊水库富营养化的信息,这类信息以权值的形式分布储存在网络中,可进一步用于湖泊水库富营养化的评价.

3　2 种评价方法的验证

用所建立的湖泊水库富营养化评价标准和训练后的 BP 神经网络评价模型分别对我国 30 组实测数据进行评价,并与实际水体营养状态进行比较验证[8].文献[8]中给出的实际水体的营养程度划分为贫、中、富营养三类,而本研究所建的标准中的"中营养级别"按照富营养演变趋势人为分成了"稳定"和"趋向恶化";神经网络评价模型对营养级别的划分层数也相对较多,共分为八级.参照文献[8]所划分的层次,将标准评价结果与神经网络评价结果也相应地归类为 3 个级别:其中基于地理分区的评价标准中的中营养包括中营养(稳定)和中营养(恶化);神经网络评价中的贫营养包括贫、贫-中营养,中营养包括中、中-富营养,富营养包括富、重富、严重和异常营养级别.因此,分类标准和神经网络模型的判断结果分别与实际水体比较如图 5 所示.

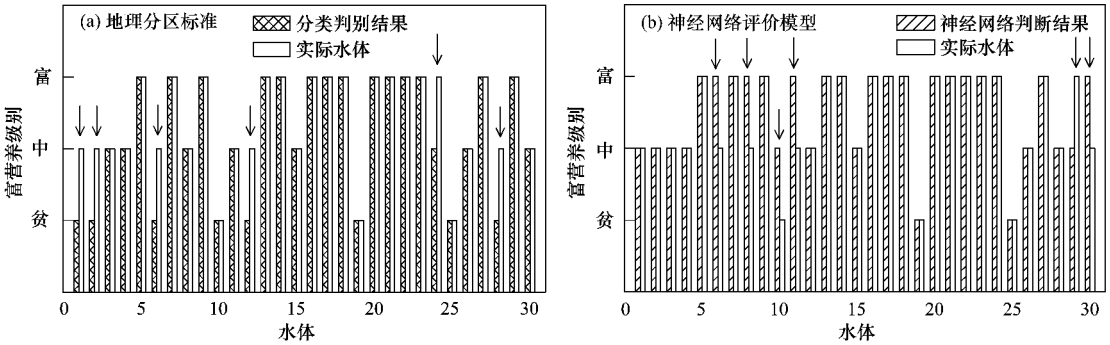


图 5　实际水体与基于地理分区标准及神经网络评价模型分析结果比较

Fig. 5　Comparison between real trophic status and assessment results using the ecogeographical classification method and the artificial neural network model

地理分区标准评价结果有 6 个湖泊与实际水体差别稍大(图 5 中箭头所指处),即邛海、高州水库、淀山湖、密云水库、达赉湖和泻湖;同样神经网络模型判断结果也有 6 个水体与实际不符,即淀山湖、固城湖、紫碧湖、南四湖、武汉东湖和乌梁素海;2 种方法准确判断能力分别达到 80%,考虑到实测数据中包含了一些异常水体[8],如公认的固城河、南四湖和乌梁素海,故上述结果是可以接受的.以乌梁素海为例,作为内蒙古第二大淡水湖,几乎就是河套平原唯一的纳污水体,每年给乌梁素海注入大量的营养盐,湖底不断抬高,有沼泽化的趋势,属于异常水体.

通过分别对所制定标准和神经网络评价模型的验证,可以认为无论是标准或模型均达到了较高的评价精度;通过标准直接评价营养程度,方法简单实用;神经网络模型的评价因子虽然去除了生物指标,但是依然表现出较高的评价能力.

4　湖泊水库富营养化综合评价体系

验证结果表明所制定的湖泊水库水体富营养化评价标准合理,并且能够考虑到地理环境对水体富营养化的影响,简单易用;神经网络评价模型相对复杂,但依然取得了较高的评价精度,如果学习样本中补充更多的生物指标,模型可以预期取得更满意的评价结果,但需要更多的数据支持.

分析还表明,直接用基于地理分区的新标准对以磷为限制因子的水体评价较为准确,而神经网络评价模型更能反映水体富营养化的非线性特征,对氮控制的湖泊水库评价较为准确.众所周知,氮磷比值 16 一般可认为是区分水体营养盐限制因子的指标,因此可以基于氮磷比值进一步结合上述 2 种评价方法,进而构建湖泊水库水体富营养化的综合评价体系,从不同角度对湖泊水库进行营养级别的判定,有望提高评价的可靠性.

如图 6 所示,运用湖泊水库富营养化综合评价体系的实施步骤为:①应用基于地理分区的水体富营养化制定的评价标准(参见表 1)先行评价;②用本研究建立的水体富营养化神经网络评价模型再次进行评价;③比较步骤 1、2 的评价结果,分析结果

是否一致;④步骤 1、2 评价的结果如分别为“贫营养”和“富营养”,则取“中营养”,表明该类水体较为异常或具有潜在富营养化的趋势;⑤对于其余评价不一致的湖泊,计算 N/P 比值,比值 >16 的湖泊选用步骤 1 的评价结果,比值 <16 的湖泊选用步骤 2 的评价结果.

直接应用本研究所建立的综合评价体系对上述的诸多湖泊水库进行评价,可以发现最终所得的结果除紫碧湖和武汉东湖外,其余均与文献一致,准确率达 93.3%.

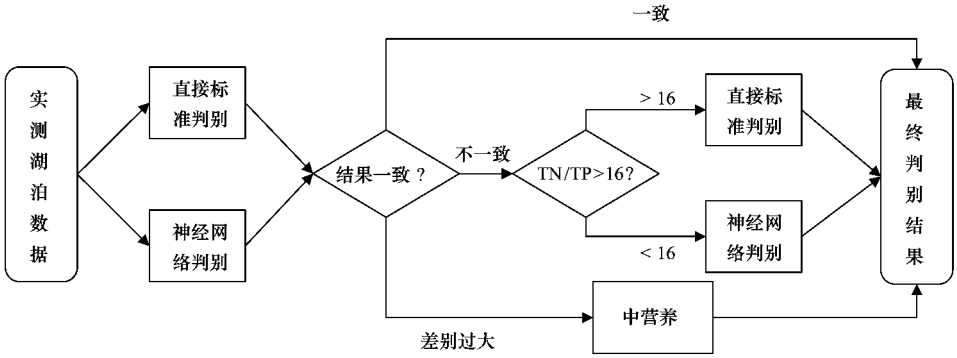


图 6 湖泊水库富营养化综合评价体系

Fig. 6 Integrated eutrophication assessment framework for lakes and reservoirs

5 结论

(1)本研究将水体富营养化进程区分为当前富营养化特征和潜在富营养化进程,并由此展开提出了基于地理分区的湖泊水库富营养化评价标准. 水体水质与自然地理条件密切相关,通过对 USEPA 的 Nutrient Criteria Database 数据库分析表明,寒带、山区、内陆平原和滨海平原地区的湖泊水库中,水体叶绿素浓度与水体透明度之间具有明显相关性;干旱及过渡区因为自然环境和人为影响的不确定性,叶绿素与透明度之间并无明显相关性. 本研究进而建立了一个简单实用的 BP 神经网络水体富营养化评价模型,可较好地对我国湖泊水库的富营养级别进行判定. 以上 2 种评价方法经 30 组实测数据验证,效果令人满意.

(2)将以上 2 种评价方法有机结合为水体富营养化综合评价体系可以充分发挥各自的优势,增加评价的可靠性:基于地理分区的湖泊水库富营养化评价标准简洁明了,能够快捷地用于水体富营养化的评价;所建的水体富营养化神经网络评价模型能综合考虑多方面影响,减少评价过程中的主观人为因素. 验证表明实施该综合评价体系能够很好地评价我国绝大部分湖泊水库的富营养化级别,可靠性强,具有广泛的应用前景. 同时还需指出,今后的研究还应有针对性地补充我国湖泊水库的实测数据,进一步完善文中所提出的评价体系.

参考文献:

[1] 国家环境保护总局. “三河三湖”流域“十五”水污染防治计划中期评估报告[R]. 2004.

[2] 国家环境保护总局、国家计委、水利部. 太湖水污染防治九五规划和 2010 年长期规划[R]. 1998.

[3] 金相灿,刘鸿亮,屠清瑛. 中国湖泊富营养化[M]. 北京:中国环境科学出版社, 1990.

[4] 余常昭,马尔科夫斯基,李玉樑. 水环境中污染物扩散输移原理与水质模型[M]. 北京:中国环境科学出版社,1989.

[5] Carlson R E. A trophic state index for lakes [J]. Limnology and Oceanography, 1977, **22** (2):361-369.

[6] Aizak M. Application of modified carlson's trophic state index to Japanese lakes and its relationships to other parameters related to trophic state [J]. Research Report of National Institute of Environmental Study, 1981,**23**:13-31.

[7] 龚绍琦,黄家柱,李云梅,等. 基于 GIS 下的太湖水质富营养化模糊综合评价[J]. 环境科学,2005, **26**(5): 34-37.

[8] 刘信安,湛敏,谢昭明. 三峡库区典型流域水华暴发评价函数模型研究[J]. 环境科学,2006, **27**(4): 669-674.

[9] USEPA. Ecoregional Nutrient Criteria Documents for Lakes & Reservoirs [R]. US Environmental Protection Agency, 2000.

[10] 李祚泳. 基于 B-P 网络的水质营养状态评价模型及其效果检验[J]. 环境科学学报,1995,**15**(2):186-191.

[11] 刘首文,冯尚友. 人工神经网络在湖泊富营养化评价中的应用研究[J]. 上海环境科学,1996,**15**(1):11-14.

[12] 卢文喜,祝廷成. 应用人工神经网络评价长春南湖水的营养状态[J]. 地理科学,1998,**9**(6):645-650.

[13] 任黎,董增川,李少华. 人工神经网络模型在太湖富营养化评价中的应用[J]. 河海大学学报,2004,**32**(2):147-150.

[14] 邓大鹏,刘刚,李学德,等. 基于神经网络简单集成的湖库富营养化综合评价模型[J]. 生态学报,2007, **27**(2): 725-731.