

DOI :10.3880/j. issn. 1006-7647. 2009. 03. 003

基于 DGA 的 BP 神经网络及其在一维河网模拟中的应用

辛小康¹,肖 洋¹,朱晓丹²,曹 刚¹,吕升奇¹

(1. 河海大学水利水电工程学院,江苏 南京 210098 ; 2. 上海市水务工程设计研究院有限公司,上海 200063)

摘要 :考虑到 BP 神经网络的计算精度和稳定性依赖于初始权、阈值,首先对标准遗传算法进行改进,然后用改进的遗传算法优化 BP 神经网络的初始权、阈值。将遗传算法和神经网络结合起来建立河网 BP 模型,把实测资料或者水动力数学模型的计算结果作为学习样本对模型进行训练。将河网 BP 模型运用于西江三角洲河网,发现该模型与水动力模型的计算结果吻合较好,表明优化后的 BP 网络用于河网水力模拟是可行的。

关键词 :遗传算法 ;BP 神经网络 ;BP 模型 ;河网模拟

中图分类号 :TV131.4 文献标识码 :A 文章编号 :1006-7647(2009)03-0009-05

BP Neural Network based on DGA and its application in one-dimensional river network simulation//XIN Xiao-kang¹, XIAO Yang¹, ZHU Xiao-dan², CAO Gang¹, LV Sheng-qi¹(1. College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China ; 2. Shanghai Water Planning and Design Research Institute Co. LTD., Shanghai 200063, China)

Abstract : Back propagation neural networks (BPNN) are non-linear, self-adaptive and high-speed, and therefore can be used in complicated river network simulation. Considering that the precision and stability of BPNN depend on initial weights, some improvements are made on the standard genetic algorithm. Then, with the developed genetic algorithm (DGA), the initial weights of BPNN are optimized. A BP model for a river network is presented by combining genetic algorithm and BPNN. The model is trained with the measured data and a hydrodynamic module. The model was used to simulate the river network of the Xijiang Delta. Sound agreement was obtained between the results of the BP model and those of the hydrodynamic module, which suggests that the BP model is particularly suited for hydraulic simulation of river networks.

Key words : genetic algorithm ; BP neural network ; BP model ; river network simulation

神经网络具有自适应、计算速度快的特点,对于类似河网水力模拟的复杂非线性问题,神经网络能够很好地拟合和预测。神经网络用于水流模拟开始于 20 世纪 90 年代初期,多见于单一河道水力模拟。Karunanithi 等^[1]最早将神经网络用于预测河道洪水过程,通过与幂函数适线法相比较,发现神经网络能够准确拟合 Huron 河的复杂洪水过程。李义天等^[2]应用 BP 神经网络 (BPNN) 构建河道水情预报模型,分析了长江螺山至汉口河段小流量高水位的成因,获得了螺山站水位变化和河床淤积之间的定量关系。陈一梅等^[3]以河道浅滩演变的成因为基础,以相关水力参数作为 BPNN 的输入参数,建立河道浅滩演变预测神经网络模型,模拟结果与实测值相符甚好。随后, BPNN 逐步用于复杂河网模拟和精细水流模拟,李义天等^[4]针对 BPNN 缺乏物理概念的

缺点,将神经网络同泥沙连续性方程结合起来,建立了具有河网水沙运动特点的 BP 模型。顾正华^[5]提出水流智能模型的框架,并将 BPNN 用于模拟快速船伴流场和四面体透水框架的尾流场,将神经网络引入水流精细模拟领域,具有十分重要的理论和现实意义。唐洪武等^[6]将 BPNN 同水动力模型耦合起来,用于模拟上海浦东新区河网, BPNN 模型的计算结果和水动力模型的计算结果十分吻合,将水动力模型和 BPNN 耦合,为河网水动力研究提供了一种新方法。

BPNN 的训练需要大量的学习资料,在工程中大量的实测数据难以获得,将水动力模型的计算结果用于训练 BPNN,可以成功解决这一问题。BPNN 的学习规则基于梯度下降法,因此存在容易陷入局部极小值、不稳定和收敛速度慢的缺点。BPNN 的

基金项目 :国家自然科学基金 (50879020) ; 广东省交通厅重点科技项目 (2008-19)
作者简介 :辛小康 (1985 —) ,男,湖北宜昌人,硕士研究生,从事河流智能模拟研究。 E-mail :xin.xiaokang@163.com

性能依赖于隐含层单元的个数、初始权、阈值和学习率,多位学者对其进行了优化和改进^[7-13]。笔者将改进的遗传算法和 BPNN 结合起来,给出 BPNN 的初始权值矩阵和阈值向量,以优化其性能,并将优化后的 BPNN 应用于西江河网水力模拟。

1 一维河网水动力模型

为弥补实测资料的不足,笔者采用河网水动力模型的计算结果作为 BPNN 的训练样本。河网水动力模型的控制方程为圣维南方程组,包括连续性方程和动量方程:

$$\frac{\partial Q}{\partial x} + \frac{\partial A}{\partial t} = q_L \tag{1}$$

$$\frac{\partial Q}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{Q^2}{A} \right) + gA \frac{\partial h}{\partial x} - \frac{gQ|Q|}{C^2AR} = 0 \tag{2}$$

式中: Q 为流量; A 为过水断面面积; x 为河长; t 为时间; q_L 为旁侧入流(入流为正,出流为负); g 为重力加速度; h 为水位; C 为谢才系数; R 为水力半径。

方程的离散和求解采用丹麦水力研究所(DHI)开发的 MIKE11 HD 模块,模块中方程的离散采用 Abbott 6 点中心隐式有限差分格式,该差分格式由 Abbott 等^[14]于 1967 年提出,为无条件稳定格式,可以在相当大的 Courant 数下保持计算稳定,因此可以取较长的时间步长以节省计算时间,方程的离散和求解见文献[15]。圣维南方程组离散后,得到一组代数方程组,代数方程组的求解采用追赶法。水动力模型需要用实测资料进行率定和验证,用验证好的模型计算结果作为 BPNN 的学习资料。

2 标准遗传算法(SGA)的改进

SGA 采用标准选择算子、交叉算子和变异算子对初始种群进行进化操作,经过一定的进化代数来搜索到最优个体进而得到目标函数的最优解。SGA 算法搜索速度较慢,因此文献[16-17]对 SGA 进行了改进,形成了改进的遗传算法(DGA)。包括在选择算子中应用最优保存技术,强化优胜劣汰机制,采用小生境技术和适应度尺度变换技术保证群体的多样性,以阻止种群早熟现象的发生;交叉操作算子中采用算术交叉技术,变异算子中采用非均匀变异技术等。

a. 最优保存技术。当前群体中的最优个体不参与交叉运算和变异运算,而是用它来替换本群体中经过交叉、变异运算后适应度最差的个体。

b. 基于共享函数的小生境技术。共享函数是表示种群中 2 个个体之间密切关系程度的函数,记为 $S(d_{ij})$, d_{ij} 表示个体 i 和个体 j 之间的某种关系。共享度是个体在群体中共享程度的度量,它定义为

该个体与群体内其他各个个体之间的共享函数值之和,用 S_i 表示:

$$S_i = \sum_{j=1}^M S(d_{ij}) \quad (i = 1, 2, \dots, M) \tag{3}$$

式中: M 为种群规模; d_{ij} 为个体 i 和个体 j 的海明距离,其计算式为

$$d_{ij} = \sum_{k=1}^{N_x} \left| \frac{X_i(k) - X_j(k)}{X(k)_{\max} - X(k)_{\min}} \right|^{1/5} \tag{4}$$

式中: N_x 为染色体基因个数; $X_i(k)$, $X_j(k)$ 分别为个体 i 和个体 j 的染色体的第 k 个基因; $X(k)_{\max}$, $X(k)_{\min}$ 分别为基因取值的上下限。

计算出个体的共享度 S_i 后,根据式(5)来调整个体的适应度:

$$F'_i(X) = F_i(X)/S_i \quad (i = 1, 2, \dots, M) \tag{5}$$

式中: $F_i(X)$ 为个体 i 的原有适应度; $F'_i(X)$ 为调整后个体 i 的适应度。

通过调整适应度来调整个体的选择概率,从而限制群体内个别个体的数量,维护群体的多样性,造就一种小生境的进化环境。

c. 对数型适应度尺度变换技术。对数型适应度变换的公式为

$$F'_i(X) = \eta \lg[1.0 + F_i(X)] \tag{6}$$

即新的适应度是原有适应度的某个指数。式中系数 η 决定了选择的强制性, η 越大,原有适应度较高的个体的新适应度与其他个体的新适应度相差越大,亦即增大了选择该个体的强制性。

d. 算术交叉技术。SGA 的交叉算子采用的是单点或者多点交叉,不利于新个体的产生,笔者采用算术交叉技术。

$$\begin{cases} X' = r_0X + (1 - r_0)Y \\ Y' = (1 - r_0)X + r_0Y \end{cases} \tag{7}$$

式中: r_0 为(0,1)范围内的随机数; X 和 Y 为父代染色体; X' 和 Y' 为经过交叉操作后的子代染色体。

e. 非均匀变异技术。SGA 的变异算子采用均匀变异,它不便于对某一重点区域进行局部搜索。笔者采用非均匀变异技术。若 $X(k)$ 是依变异概率选定的变异父代染色体的基因,则变异产生的子代基因 $X'(k)$ 为

$$X'(k) = \begin{cases} X(k) + [X(k)_{\max} - X(k)]g(t_0) & \text{随机数取 0} \\ X(k) - [X(k) - X(k)_{\min}]g(t_0) & \text{随机数取 1} \end{cases} \tag{8}$$

其中 $g(t_0) = [r_0(1 - t_0/T_{\max})]^b$

式中: t_0 为当前进化世代数; $T_{\max}$ 为最大进化世代数; b 为形状系数。

3 基于 DGA 的 BPNN 及其在一维河网模拟中的应用

3.1 基于 DGA 的 BPNN 模型建模

基于 DGA 的 BPNN 实际上分为 3 个计算过程：一是用 DGA 替换原来单纯采用随机函数产生神经网络初始权值矩阵和阈值向量的办法，使 BPNN 的初始权值矩阵和阈值向量得到优化；二是采用 BP 算法训练得到学习好的 BPNN 的权值矩阵和阈值向量；三是将训练好的网络用于预测。整个过程可分为以下步骤。

a. 确定参数。包括 BPNN 的训练样本个数 n ，输入层神经元个数 r ，中间层神经元个数 h_0 和输出层神经元个数 c ，学习率 α 和 β ，BPNN 的训练次数 N 。根据 BPNN 的结构确定染色体基因个数 N_x ，交叉概率 p_c ，变异概率 p_m ，最大进化世代数 $T_{\max}$ 以及种群规模 M 。

b. 确定编码方法。考虑到该问题遗传算法的染色体基因数目多，采用实数编码比较简便。在 $[-a, a]$ (a 为大于零的整数) 随机生成初始种群。

c. 确定适应度函数。目标函数为 $E(X_i)$ ，欲使 $E(X_i)$ 取得最小值且不至于适应度值太小，适应度函数 $F(X_i)$ 取目标函数的倒数乘以网络的训练样本数，即

$$E(X_i) = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^n \sum_{q=1}^c (d_{pq} - o_{pq}^i)^2 \quad (9)$$

$$F(X_i) = n/E(X_i)$$

式中： d_{pq} 为期望输出的值； o_{pq}^i 为 BPNN 输入第 p 个训练样本时输出层第 q 个神经元的输出值 ($i = 1, 2, \dots, M$)。

d. 运用进化算子。运用改进后的进化算子对初始种群进行进化操作，直至达到进化代数要求，输出最优适应度对应的染色体作为 BPNN 的初始权、阈值。

e. 生成 BPNN 的训练样本 A 。为防止神经元饱和，需要对实测样本 a 进行归一化转换，经过归一化后生成 BPNN 的训练样本 A 。

f. BPNN 训练。根据 BP 算法训练 BPNN，不断修改网络权值和阈值，直至满足既定的终止条件，网络学习成熟。

g. 模型预测。将训练好的网络用于预测，得到的网络预测值经过还原转换后就得到实际预测值。

3.2 BP 模型在西江河网模拟中的应用

西江河网为珠江河网的一个子区域，属于平原感潮河网。在掌握详细天然河网、水文资料的基础上，以主干河道为根本，对河网进行概化，使其能反映天然河网的基本水力特性，概化后的河网如图 1

所示。西江下游天河水文站、潭江下游石嘴水文站、崖门水道关冲水位站、虎跳门水道西炮台水位站、鸡啼门水道黄金水位站、磨刀门水道灯笼山水位站总共 6 个水文断面为外边界，用二维数组 Bw 标记。预测断面有大敖、竹银、百顷、劳劳溪、竹洲头、北街、潮莲、虎坑、莲腰、横山、白蕉、三江口，总计 12 个，其值用二维数组 Dw 标记。模型构建时，将各边界的水位值和各预测断面前一时间层的水位值作为输入因子，将各预测断面本时间层的水位值作为输出因子，经过上述模型概化，可以确定 BPNN 的输入层神经元个数为 18，输出层为 12。隐含层神经元个数没有现成的确定方法，一般采用试错法，经过试算确定 BP 网络隐含层神经元个数为 7，因此神经网络的拓扑结构为 $18 \times 7 \times 12$ ，BPNN 的拓扑结构如图 2 所示。

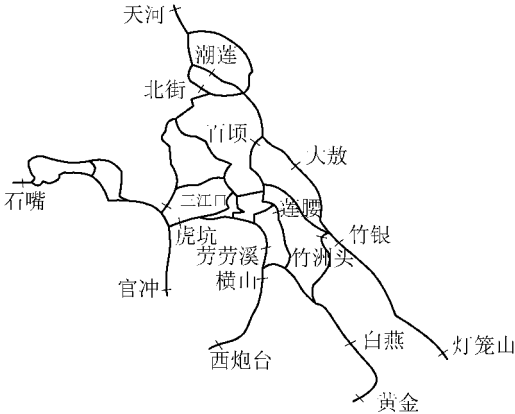


图 1 西江河网概化图

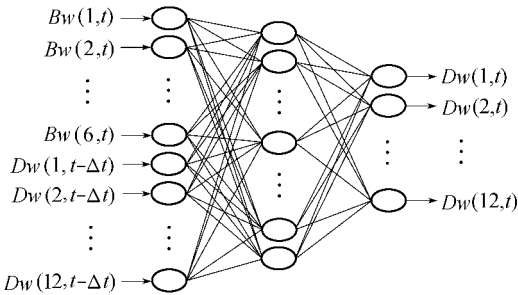


图 2 河网 BPNN 拓扑结构示意图

首先运用水动力模型模拟河网典型断面的水位过程，考虑到水动力模型的计算稳定性要求及计算时间要求，模型的计算时间步长取 5 min，结果存储步长取为 1 h，空间步长根据各河段特性取 400 ~ 800 m 不等。模型采用 1999 年 7 月 18 日零点至 20 日零点该河网内大敖、百顷、竹银、劳劳溪、竹洲头 5 个站的实测水位过程进行水动力模型的率定。率定的主要参数为河床糙率，使模拟结果与实测水位相符。模型率定时，河网内各站点的水位计算结果和实测值的比较见图 3。由图 3 可知，相关站点的计算水位与实测水位过程线吻合良好，水位偏差基本在 0.1 m 以内。

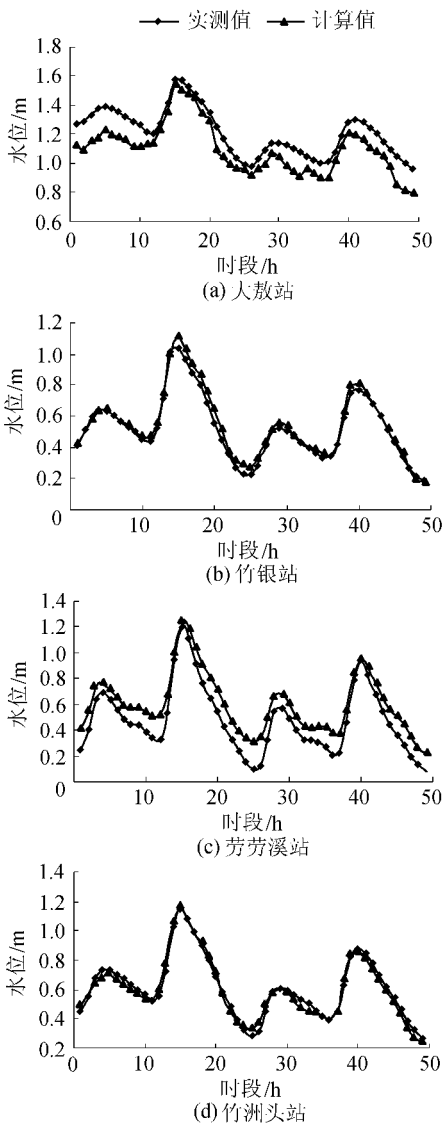


图3 Mike11 水动力模型典型断面水位验证

其次应用基于 DGA 的 BPNN 进行河网断面的水位预测。DGA 的主要参数取值为： $M=5$ ， $T_{\max}=2000$ ， $p_c=0.65$ ， $p_m=0.05$ ，初始种群编码范围为 $[-1,1]$ ，BP 模型的主要参数取值为： $\alpha=0.3$ ， $\beta=0.3$ ， $N=2000$ ，控制误差为 0.02。BP 神经网络的训练样本为水动力模型计算出的结果，即 1999 年 7 月 20 日零时至 24 日零点的河网各断面水位过程和实测的同时刻边界水位过程，并经过归一化后得到，归一化公式见表 1。

表 1 样本变量归一化公式

变量名	归一化公式	变量名	归一化公式
Bw_1 (天河)	$a=A/4$	Dw_4 (劳劳溪)	$a=A/2$
Bw_2 (西炮台)	$a=(A+1)/2$	Dw_5 (竹洲头)	$a=A/2$
Bw_3 (官冲)	$a=(A+1)/2$	Dw_6 (北街)	$a=A/3$
Bw_4 (黄金)	$a=(A+1)/2$	Dw_7 (潮莲)	$a=A/3$
Bw_5 (石嘴)	$a=(A+1)/2$	Dw_8 (虎坑)	$a=(A+1)/2$
Bw_6 (灯笼山)	$a=(A+1)/2$	Dw_9 (莲腰)	$a=A/2$
Dw_1 (大赦)	$a=A/2$	Dw_{10} (横山)	$a=A/2$
Dw_2 (竹银)	$a=A/2$	Dw_{11} (白蕉)	$a=(A+1)/2$
Dw_3 (百顷)	$a=A/2$	Dw_{12} (三江口)	$a=(A+1)/2$

图 4 显示了 BPNN 训练时全局误差的变化过程，由 DGA 给定了合适的初始权、阈值后，BP 稳定性很好，训练 2000 次后，网络全局误差为 0.0196，小于控制误差。用训练好的 BPNN 网络预测 1999 年 7 月 24 日零时至 14 点的水位过程，图 5 和表 2 显示了部分预测断面的计算值和实测值之间的对比关系，可以看出，BP 模型能够很好地预测断面的水位，具有比较高的精度。

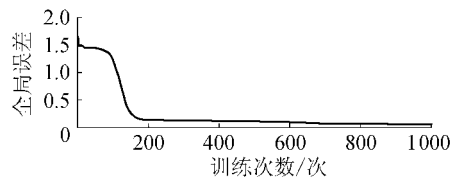


图 4 BP 模型全局误差随训练次数的变化

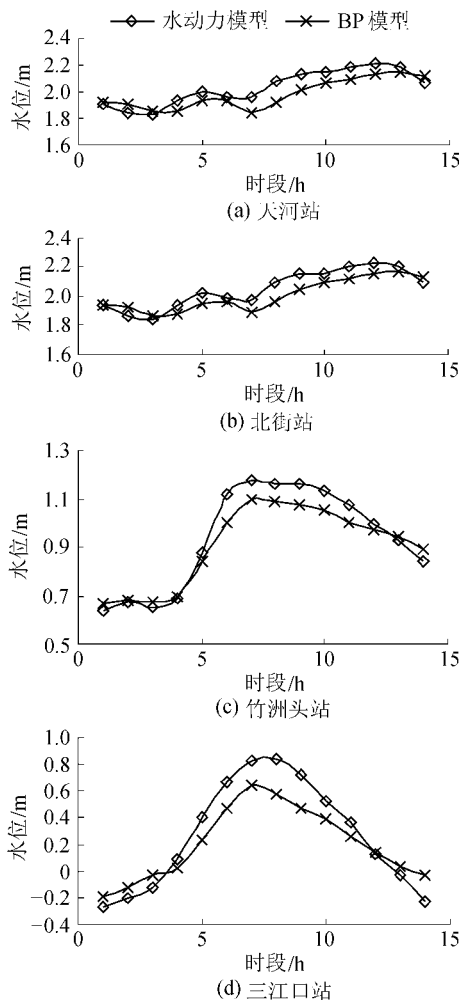


图 5 BP 模型水位预测值与 Mike11 水动力模型计算值的对比

4 结 论

a. 对标准遗传算法 (SGA) 的遗传进化操作算子进行改进，使 SGA 的收敛速度和精度提高，并用改进后的遗传算法优化 BPNN 的初始权值和阈值，使其迅速收敛，避免陷入局部最小值而得不到正确

表 2 BP 模型预测值相对于 Mike11 计算值的误差 m

断面	平均 误差	最大 误差	断面	平均 误差	最大 误差
Dw ₁ (大敖)	0.020	0.096	Dw ₇ (潮莲)	0.018	0.073
Dw ₂ (竹银)	0.020	0.082	Dw ₈ (虎坑)	0.058	0.120
Dw ₃ (百顷)	0.019	0.098	Dw ₉ (莲腰)	0.032	0.124
Dw ₄ (劳劳溪)	0.031	0.108	Dw ₁₀ (横山)	0.027	0.082
Dw ₅ (竹洲头)	0.035	0.112	Dw ₁₁ (白蕉)	0.043	0.139
Dw ₆ (北街)	0.023	0.084	Dw ₁₂ (三江口)	0.047	0.138

的计算结果。在工程实例中 ,BPNN 经过 2 000 次迭代就已达到预期的误差限制要求。

b. 将一维河网水动力模型的计算结果用作 BPNN 的学习样本 ,在缺乏资料的情况下不失为一种好的研究途径。如果实测资料丰富 ,一维河网水动力模型和 BP 模型可以相互验证 ,提高模型的可靠性。

c. 通过将 BP 模型运用于西江河网典型断面的水位预测中 ,发现 BPNN 计算速度快 ,精度高 ,可以作为水文预报、航道整治、水质治理等工程实际的决策支持手段。

d. 影响河网断面水位的因素不仅限于水位 ,如果要提高精度 ,除了各边界水位条件和各预测断面的上一时间层水位以外 ,更多的相关因素需要作为 BP 模型的输入因子。

参考文献：

[1] KARUNANITHI N ,GRENNEY W J ,WHITLEY D ,et al. Nerual network for river flow prediction[J]. J of Computer Civil Engineering ,1994 8(2) 201-220.

[2] 李义天 ,李荣.基于神经网络理论的河道水情预报模型[J].水动力学研究与进展 2004 ,17(2) 238-244.

[3] 陈一梅 ,徐造林.基于神经网络的河道浅滩演变预测模

型[J].水利学报 2002 33(8) 68-72.

[4] 李义天 ,李荣.具有河网水沙运动特点的人工神经网络模型[J].水利学报 2001 32(11) 1-7.

[5] 顾正华.水流智能模拟理论及其应用研究[D].南京 :河海大学 2004.

[6] 唐洪武 ,雷燕 ,顾正华.河网水流智能模拟技术及应用[J].水利学报 2008 39(2) 232-237.

[7] 魏茹生 ,沈冰 ,吴建华.河道水量还原计算中的遗传 BP 神经网络方法[J].河海大学学报 :自然科学版 ,2008 36(2) :161-164.

[8] CURRY B ,MORGAN P. Nerual network 'a need for caution , Omega[J]. Int J Manage Sci ,1997 25(1) :123-133.

[9] 袁晶 ,张小峰.基于遗忘因子的 BP 神经网络水文实时预报方法[J].水科学进展 2004 ,13(6) :787-792.

[10] 范睿.基于遗传算法的神经网络洪水预报研究与应用[D].哈尔滨 :哈尔滨工程大学 2005.

[11] 卢长那.基于自适应遗传遗传算法 BP 网络洪水预报模型[D].南京 :河海大学 2005.

[12] 冀鸿兰 ,朝伦巴根 ,陈守煜.模糊优选神经网络 BP 模型在黄河内蒙段封开河预报中的应用[J].水利水电科技进展 2008 28(3) :70-72.

[13] 赵玉庆.模糊神经网络及遗传算法在实时洪水预报中的应用研究[D].大连 :大连理工大学 2002.

[14] ABBOTT M B ,JONESCU F. On the numerical computation of nearly horizontal flows[J]. Journal of Hydraulic Research ,1967 5(2) 97-117.

[15] 汪德 .计算水力学理论与应用[M].南京 :河海大学出版社 ,1989 :152-158.

[16] 周明 ,孙树栋.遗传算法原理及应用[M].北京 :国防工业出版社 ,1999 32-78.

[17] 王小平 ,曹立明.遗传算法——理论、应用与软件实现[M].西安 :西安交通大学出版社 2002 :18-79.

(收稿日期 2008 -07 -04 编辑 骆超)

· 简讯 ·

河海大学主持的国家自然科学基金重大项目课题通过验收

2009 年 3 月 15 日 ,国家自然科学基金委员会在武汉召开“ 大型水利工程对长江流域重要生物资源的长期生态学效应 ”(NSFC30490230)重大专项验收会。该项目顺利通过验收 ,研究成果得到与会专家的高度评价。该项目的第 5 课题“ 大型水利工程对重要生物资源不利影响的补偿途径 ”由河海大学科学研究院副院长夏自强教授主持完成。该课题参加单位还包括长江水利委员会长江科学院、上海水产大学、水利部中国科学院水工程生态研究所。该课题主要研究河流地貌、河流水文物理过程和特征在河流生态系统中的作用 ,水文物理过程和特征的改变对河流生态系统的影响 ,以及长江重要物种中华鲟和“ 四大家鱼 ”生命史周期对水文物理过程和特征的需求。课题以长江三峡工程为例 ,研究了大型水利工程建设和运行对长江中下游径流、泥沙、温度及河流地貌的影响 ,研究了水文物理过程和特征的变化对中华鲟和“ 四大家鱼 ”产卵的影响 ,提出了保护中华鲟、“ 四大家鱼 ”产卵安全的三峡水库生态调度措施和中华鲟、“ 四大家鱼 ”产卵场河流地貌的保护措施 ,为解决大型水利工程对河流生物资源的不利影响问题提供了科学依据。该课题在河流生态系统结构和保护理论、生态径流理论、河道水库水文水力过渡区理论、水利工程建设和运行的生态学理论方面的研究取得了重要的成果。

(本刊编辑部供稿)