

基于 BP 神经网络的长江口北支河槽容积分析

陈 维, 顾 杰, 李雯婷, 秦 欣

(上海海洋大学 海洋科学学院, 上海 201306)

摘要: 根据实测水文及泥沙等资料, 采用现在较成熟的且应用广泛的 BP 人工神经网络建立了北支 0 m 以下河槽容积与大通流量、大通输沙量及北支分流比 3 个因子间的神经网络模型, 网络结构为 3-1-7-1, 通过选择合适的参数, 模型训练较好, 预测结果与线性回归模型预测结果相近, 说明 BP 神经网络模型能够广泛应用于河口水文等方面的预报。

关键词: BP 神经网络; 长江口北支; 河槽容积; 北支分流比

中图分类号: P737.12

文献标识码: A

文章编号: 1000-3096(2011)01-0070-05

平面形态呈扇形的长江口, 上起徐六泾下至拦门沙浅滩顶附近, 全长约 181.8 km。根据大通站资料, 长江多年平均径流量和输沙率分别为 8 970 亿 m^3/a (1950~2007 年) 和 4.02 亿 t/a (1951~2007 年)。长江口河段为三级分汊、四口入海的河势格局, 有北支、北港、北槽和南槽 4 个入海通道。长江口北支是长江出海的一级汉道, 西起崇明岛头部, 东至连兴港, 全长约 83 km。北支流经上海市崇明、江苏省海门市及启东市, 最宽处连兴港断面宽约 13 km, 最窄处青龙港断面宽仅 1.8 km (见图 1)。近年来, 北支河道不断淤积, 水深条件越来越恶化, 平均水深只有 2~4 m, 北支河道淤积不仅对南支水源及河道产生严重的影响, 对北支沿岸工农业的发展也带来极为不利的后果。

历史上, 长江河口段的演变较为频繁, 主泓并不固定。14~18 世纪, 北支一直为长江口的主泓, 随着河道的变迁, 至 18 世纪中叶以后, 长江口主泓重入南支。随着后来徐六泾节点的形成及人工围涂等影响, 北支入流水道与南支交角几乎为直角, 并维持到至今, 使得北支分流比剧烈减小 (1915 年为 25%, 2001 年仅为 1.4%), 并使北支从以落潮流为主要动力转为以涨潮流为主要动力的河道。

我国许多学者对长江口北支河道变迁及泥沙问题进行了大量的研究, 曹民雄等^[1]通过水流特性和泥沙特性说明了北支河槽容积变化的原因, 并指出北支上口段是北支淤积最为严重的河段。杨欧等^[2]采用 Gao-Collin 模型对使北支不断淤积的泥沙来源进行了分析, 指出北支泥沙主要来源为南支入海泥

沙。周开胜等^[3]综合环境磁学和微体古生物特征分析北支的沙体沉积物的来源地, 并指出泥沙来源于北支上游、苏北沿岸及南支, 其中南支为主要来源地。贾海林等^[4]通过表层沉积物粒度分析了长江口北支的沉积环境, 并指出北支下段深槽为潮流主导的潮汐水道沉积环境。孟翊等^[5]分析了北支入海河段的衰退机制, 并指出北支河槽容积变小是北支衰退的显著特征。李伯昌^[6]采用数字地形模型技术分析了北支的河势变化及河槽容积变化, 指出围垦对北支的河势影响很大。

人工神经网络已广泛应用于水文模拟和预测, 陈雄波等^[7]采用 BP 神经网络对水流挟沙能力进行了预测, 证明了 BP 神经网络对水流挟沙能力预测的可行性; 于东生等^[8]通过建立基于 BP 算法的长江口北槽泥沙含量的模型, 发现拟合结果 100% 达到要求精度和预测结果 80% 达到要求精度; 李正最^[9]通过建立流量与水位、涨落率及落差的 BP 神经网络模型, 表明 BP 神经网络拟合精度较高。本文利用 BP 神经网络建立了北支河槽容积与径流量、输沙量及分流比模型, 研究北支河槽容积变化与径流量、输沙量及分流比的关系。

收稿日期: 2010-01-09; 修回日期: 2010-11-04

基金项目: 上海市教委重点学科项目 (J50702); 上海市教育委员会科研创新重点项目 (08ZZ81); 上海市科委“创新行动计划”部分地方院校计划项目 (08230510700)

作者简介: 陈维 (1987-), 女, 湖南常德人, 硕士研究生, 主要从事河口海岸及港口工程研究; 顾杰, 通信作者, 男, 教授, 博士, E-mail: jgu@shou.edu.cn

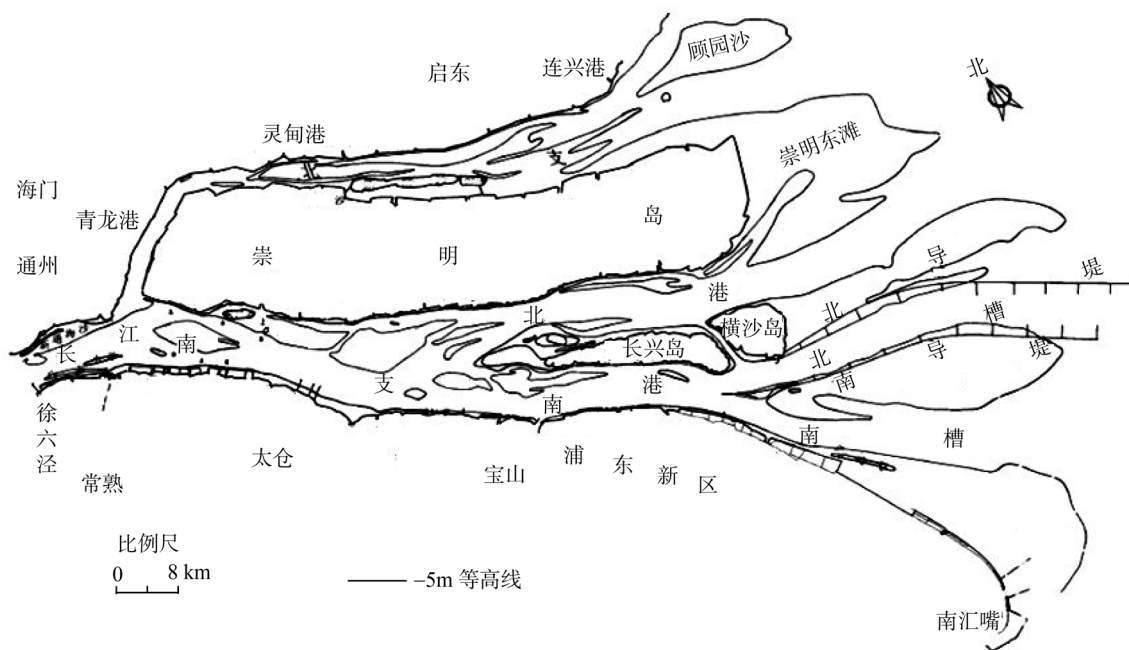


图1 长江口现状河势图

Fig. 1 The Yangtze River Estuary

1 模型建立与使用资料

1.1 建立模型

1.1.1 模型结构

人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)是模仿大脑神经网络结构和功能建立的一种信息处理系统,可以处理模糊的、线性的、非线性的、甚至含有噪声的数据。BP神经网络是用BP算法训练的一种多层前馈型非线性映射网,是目前人工神经网络中应用较广泛的一种。决定一个BP神经网络的要素有三个:网络结构、神经元作用函数和学习算法。BP神经网络由输入层、中间层和输出层组成,网络中各神经元接受前一级的输入,并输出到下一级。输入层和输出层为单层,节点数由所处理的问题确定;中间层又称隐含层,可以是单层也可以是多层。它的神经元作用函数有阈值型、分段线性型和S型。其中神经元作用函数广泛采用S型函数,能很好地反映神经元的饱和性,它的学习算法的指导思想是对网络权值和阈值的修正要沿着表现函数下降最快的方向。

本文选取的模型网络结构为3-1-7-1,3表示输入层的神经元个数,1表示隐层个数,7表示隐层的神经元个数,1表示输出层神经元个数。上下层实行全连接,各层神经元无连接,训练前对数据进行归一

化处理,使数据全部在 $[-1,1]$ 之内。隐层使用tansig作用函数,输出层采用purelin作用函数,BP神经网络的最后一层是purelin函数,整个网络的输出可以取任意值。

1.1.2 网络因子分析

在BP神经网络模型中,网络因子选择恰当与否,对预测精度影响很大。北支河槽容积的变化实际是北支河道水力综合变化的结果。北支年平均淤积量约为0.283亿t,约占大通泥沙通量的6.3%,影响北支河势的变化主要因素应为径流量和输沙量,因此,首先确定大通径流量和大通输沙量为网络输入因子。

北支河槽0m线宽度从1915~2005年间变化非常明显(图2),整个河道处于变窄过程中,其中,中上部青龙港变化最大,河宽从8700m变为1800m。1915~1958年,北支水道处于自然演变过程中,基本无人工干预,中上部(从青龙港到灵甸港)淤积较为严重,形成大片滩涂,给围垦创造了条件。1958~1970年,北支围垦面积达293km²,主要围垦区位于上部和中部,相应河槽容积减小了6亿m³,年平均减少量约为0.46亿m³,占河槽容积的2.2%;1970~1981年,北支围垦面积为53km²,主要围垦区位于中部和下部,相应河槽容积减小了1.8亿m³,年平均减少量约为0.15亿m³,占河槽容积的1.0%;

1981~2005 年, 北支围垦面积为 111 km², 围垦区域主要位于中部和下部, 相应河槽容积减少了 5.3 亿 m³, 平均年减少量为 0.21 亿 m³, 占河槽容积的 1.6%(表 1 和图 3)。而 1981~2005 年围垦量仅是 1958~1970 年围垦量的 40%, 而 1981~2005 年河槽容积减小量却是 1958~1970 年的 90%, 说明河槽容积的减少主要受淤积影响。从表 2 中也可以看出, 1958~1970 年因围垦 0 m 河槽面积减少了 11.59%, 而同期 0 m 河槽容积却减少了 29.3%, 是河槽面积减少的 250%; 1981~2005 年, 0 m 河槽容积的减少值也是同期 0 m 河槽面积减小值的近 200%, 说明淤积是河槽容积减小的主要因素。1970~1981 年, 尽管围垦使 0 m 河槽水面面积减小了许多, 但河槽容积减小值相对较小, 与前后年份的变化对比来看, 仍然可以判断, 这期间的淤积作用仍然是 0 m 河槽容积减小的主要原因。特别的, 围垦对河势发展的影响, 已经在河道的流量、输沙量上反映出来, 因此, 围垦面积不作为网络输入因子。

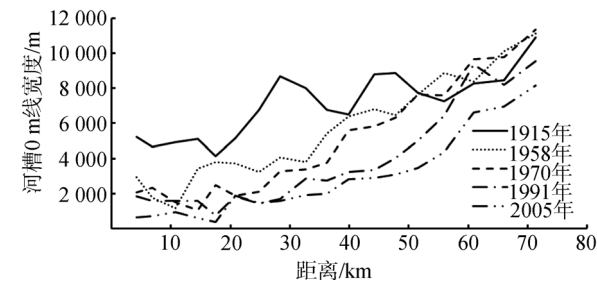


图 2 北支河槽 0 m 线宽度沿程变化

Fig. 2 Changes of the width of 0 m-isobath of the North Branch river channel

表 1 长江口北支围垦面积及 0 m 以下河槽容积的变化

Tab. 1 Changes of reclamation area and channel cubage under 0 m-isobath in the North Branch of the Yangtze River

年份	开始年份河槽容积 (亿 m ³)	围垦面积 (km ²)	河槽容积减小量 (亿 m ³)	河槽容积年变化率 (亿 m ³ /a)	河槽容积减少量占 河槽容积的百分比 (%)
1958~1970	20.6	293	6.0	0.46	2.2
1970~1981	14.6	53	1.8	0.15	1.0
1981~2005	12.8	111	5.3	0.21	1.6

表 2 长江口北支 0 m 河槽面积及 0 m 以下河槽容积的变化

Tab. 2 Changes of channel area and channel cubage under 0 m-isobath in the North Branch of the Yangtze River

年份	0 m 河槽面积(km ²)	河槽面积减小百分比(%)	0 m 以下河槽容积(亿 m ³)	河槽容积减小百分比(%)
1958	442.6	—	20.6	—
1970	391.3	11.59	14.6	29.13
1981	330.6	15.51	12.8	12.33
2005	255.2	22.81	7.5	41.41

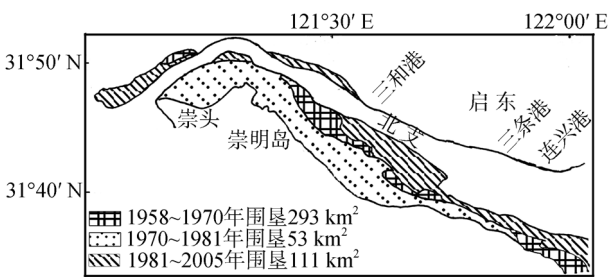


图 3 1958~2005 年北支历年岸线变化及围垦示意图

Fig. 3 Sketch of the shore-lines and the reclamation projects in the North Branch of the Yangtze River in 1958~2005

北支分流比从 1915 年的 25%减少到 1958 年的 7.6%,分流比减少了 69.6%, 1970 年分流比为 3.4%(图 4)。随着分流比的减少, 1915~1958 年, 北支年平均淤积率为 0.338 亿 m³, 但从 1958~1970 年, 年平均淤积速率为 0.648 亿 m³[10], 增加了近 1 倍, 分流比的减少是引起北支淤积加快河槽容积变小的一个重要原因。图 5 是北支河槽容积与分流比相关图, 两者的相关系数为 0.906, 进一步说明了北支分流比是影响北支河槽容积变化最直接的因素。因此, 确定北支分流比为 BP 神经网络的另一个输入因子。

1.2 数据资料

训练数据采用 1970, 1974, 1978, 1981, 1983, 1986, 1989, 1991, 1994 及 1999 年这 10 个年份的大通流量、大通输沙量、北支分流比及北支 0 m 以下河槽容积实测值, 预测数据采用相应的 1958,1997 及 2001 年这 3 个年份的实测值(图 4 及图 6)。

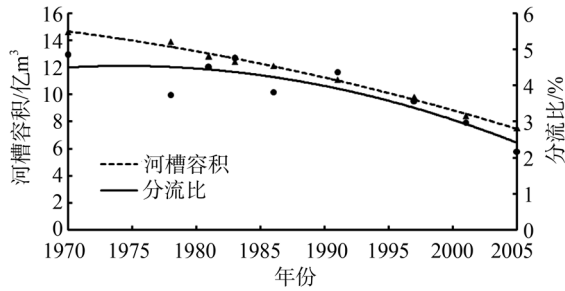


图4 北支分流比、河槽容积变化趋势图

Fig. 4 Changes of the flow split ratio and channel cubage under 0 m-isobath of the North Branch

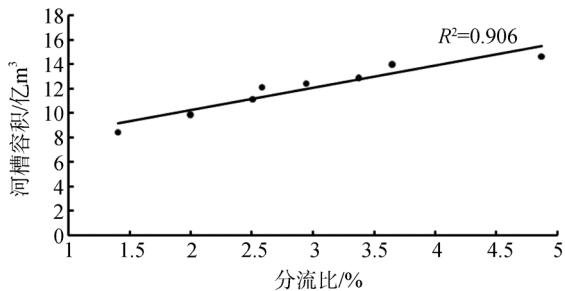


图5 分流比与河槽容积关系图

Fig. 5 Correlation between the flow split ratio and channel cubage of the North Branch

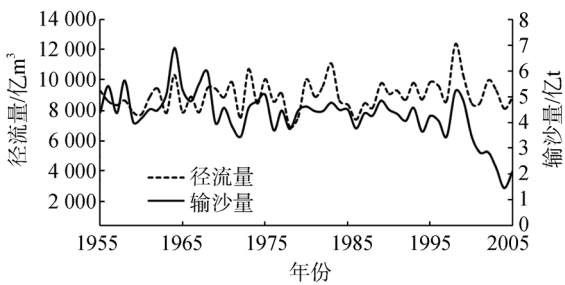


图6 大通径流量、输沙量过程线

Fig. 6 Time histories of the runoff and sediment discharge at Datong gauging station

2 计算结果分析

采用 MATLAB 软件编程,训练函数选取 `trainidx` 函数,最大训练次数为 10 000 次,训练要求精度为 0.0001,学习率为 0.01 训练次数到 197 次时,就已完全达到要求的精度。用训练得到的连接权对 3 组资料进行预测得到的结果见表 3。

从表 3 可知其误差较小,均小于 10%,说明 BP 神经网络模拟精度较高。

3 BP 神经网络预测结果与多元线性回归方法预测结果比较

使用相同的数据(10 组作拟合,3 组作预测),采

用多元线性回归法来分析 BP 人工神经网络的仿真性能。

表 3 BP 神经网络计算的北支河槽容积与实测值

Tab. 3 Comparison between the predicted results of BP neural network and the observations

年份	北支河槽容积 (亿 m ³)		误差 (%)
	实测	预测	
1958	20.60	19.99	3.00
1997	9.80	9.15	-6.60
2001	8.40	8.62	2.60

设河槽容积为 y , 流量为 x_1 , 北支分流比为 x_2 , 输沙量为 x_3 , 通过 MATLAB 工具得到其多元线性方程为:

$$y = -0.0001x_1 + 167.1996x_2 + 0.4197x_3 + 7.9060$$

利用这个方程,对 3 组数据进行预测,预测结果见表 4。

表 4 多元线性回归分析方法计算的北支河槽容积与实测值同

Tab. 4 Comparison of the computed results of multiple linear regressions and the observations

年份	北支河槽容积 (亿 m ³)		误差 (%)
	实测	预测	
1958	20.60	20.25	1.70
1997	9.80	9.98	1.84
2001	8.40	8.77	4.40

从表 3 和表 4 可知,用 BP 神经网络模型预测的结果,与多元线性回归方法预测的结果相近。尽管线性回归方法在水利及水文计算中有广泛的应用,并且精度也能满足实际要求,但自然界不确定的因素较多,特别是因素之间的相互作用,往往构成的系统是非线性的,因此,利用 BP 神经网络模拟分析它们之间的关系,应该说比用线性回归方法更科学。

4 结论

长江口北支分流比从 18 世纪以来逐渐减小,从 1915 年的 25%减少到现在的 5%以下,而北支河槽泥沙淤积量约占大通输沙量的 6.3%,大于分流比。北支进潮量约占长江口总量的 25%,涨潮流带入的泥沙落潮时不能全部挟带出海,致使北支河道不断淤浅,河槽容积不断减小,并使北支处于衰亡之中。本文从物质世界此消彼长这一普遍原理出发,在探究

北支衰亡的原理上, 没有从北支的纳潮量及挟沙量上分析, 而是建立了北支河槽容积与大通流量、大通输沙量及北支分流比 3 个因子间的 BP 神经网络模型, 模型模拟精度较高, 这一结果正说明了北支衰亡的原因所在。因此, 治理北支河道防治河道进一步淤浅, 在减小北支纳潮量(缩窄北支口门)的基础上, 提高北支分流比, 加强径流动力, 才是治理北支河道及防治河道进一步淤浅的根本方法。

参考文献:

- [1] 曹民雄, 高正荣, 胡金义. 长江口北支水道水沙特性分析[J]. 人民长江, 2003, 34(12): 34-36.
- [2] 杨欧, 刘苍宇. 长江口北支沉积物粒径趋势及泥沙来源研究[J]. 水利学报, 2002, 2: 79-84.
- [3] 周开胜, 孟翊, 刘苍宇, 等. 长江口北支潮流沙体沉积物来源分析[J]. 海南师范学院学报(自然科学版), 2007, 20(3): 277-282.
- [4] 贾海林, 刘苍宇, 杨欧. 长江口北支沉积动力环境分析[J]. 华东师范大学学报(自然科学版), 2001, 1: 90-96.
- [5] 孟翊, 程江. 长江口北支入海河段的衰退机制[J]. 海洋地质动态, 2005, 21(1): 1-10.
- [6] 李伯昌. 1984 年以来长江口北支演变分析[J]. 水利水电工程学报, 2006, 3: 9-17.
- [7] 陈雄波, 唐洪武. 用 BP 神经网络原理对水流挟沙力的研究[J]. 泥沙研究, 2004, 1: 29-34.
- [8] 于东生, 严以新, 田淳. 基于 BP 算法的泥沙含量预测研究[J]. 水运工程, 2003, 6: 5-9.
- [9] 李正最. 应用人工神经网络推算洪水流量的计算方法[J]. 四川水力发电, 1997, 1: 26-29.
- [10] 吴华林, 沈焕庭, 严以新, 等. 长江口入海泥沙通量初步研究[J]. 泥沙研究, 2006, 6: 75-81.

Analysis of the channel cubage of the North Branch of the Yangtze River Estuary with BP neural network

CHEN Wei, GU Jie, LI Wen-ting, QIN Xin

(College of Marine Sciences, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China)

Received: Jan., 9, 2010

Key words: BP neural network; North Branch; channel cubage; flow split ratio

Abstract: Based on the hydrology and sediment data, an artificial neural network model was established to study the relationship among the channel cubage under the 0 m-isobath in North Branch, the flow and sediment discharge at Datong gauging station and the flow split ratio of the North Branch. The structure of the network model was fixed on 3-1-7-1. The network model was trained and tested by choosing appropriate parameters. The computation results of BP artificial neural network agree well with that of multiple linear regressions. It can be concluded that BP artificial neural network may be used to predict the hydrological factors such as sediment discharge in estuary.

(本文编辑: 刘珊珊)