

若干水文预报方法综述

王 文¹, 马 骏²

(1. 河海大学水资源环境学院, 江苏 南京 210098; 2. 黄河水利委员会水文局, 河南 郑州 450004)

摘要 将现有水文预报方法分为过程驱动模型方法和数据驱动模型方法两大类. 过程驱动模型指以水文学概念为基础, 对径流的产流过程与河道演进过程进行模拟, 从而进行流量过程预报的模型. 过程驱动模型近年在中长期预报方面的发展主要表现在对概念性流域降雨径流模型的结构进行改进, 以适应较大时间尺度预报的需要. 数据驱动模型则是基本不考虑水文过程的物理机制, 而以建立输入输出数据之间的最优数学关系为目标的黑箱子方法. 数据驱动模型以回归模型最为常用, 近年来由于神经网络模型、非线性时间序列分析模型、模糊数学方法和灰色系统模型等的引进, 以及水文数据获取能力和计算能力的发展, 数据驱动模型在水文预报中受到了广泛的关注.

关键词 河流流量 水文预报 水文模型 过程驱动模型 数据驱动模型

中图分类号: P338

文献标识码: A

文章编号: 1006-7647(2005)01-0056-05

Review on some methods for hydrological forecasting/WANG Wen¹, MA Jun² (1. College of Water Resources and Environment, Hohai Univ., Nanjing 210098, China; 2. Hydrology Bureau of Yellow River Conservancy Commission, Zhengzhou 450004, China)

Abstract: The current methods for hydrological forecasting are divided into two classes, i. e. the process-driven model and the data-driven model. The process-driven model is based on the conception of hydrology, with which the discharge forecasting can be performed by simulation of the runoff variation and river channel evolution. The advances of process-driven models in medium- and long-term forecasting mainly concentrate on the modification of the precipitation and runoff models of river basins, so that the models can meet the requirement of the medium- and long-term forecasting. While, the data-driven model, without requirement of the analysis of the physical mechanics, is fundamentally a black-box model with an objective of identification of the optimal mathematical relationship between inputs and outputs. Among all the data-driven models, the linear regression model is the most commonly used. Owing to the introduction of some new forecasting methods into hydrological forecasting, such as the artificial neural network model, the nonlinear time-series analysis model, the fuzzy mathematic model, the grey system model, and so on, and the improvement of the capability of data acquisition and calculation, the data-driven model has drawn wide attentions in hydrological forecasting.

Key words: river flow rate; hydrological forecasting; hydrological model; process-driven model; data-driven model

水文预报对于水库调度、洪水控制、发电、灌溉等工作至关重要. 水文预报方法很多, 可以粗略地分为过程驱动模型方法和数据驱动模型方法两大类. 过程驱动模型指以水文学概念为基础, 对径流的产流过程与河道演进过程进行模拟, 从而进行流量过程预报的数学模型. 数据驱动模型则是基本不考虑水文过程的物理机制, 而以建立输入输出数据之间的最优数学关系为目标的黑箱子方法. 数据驱动模型以回归模型最为常用, 近年来新的预测手段得到很快发展, 如神经网络模型、非线性时间序列分析模型、模糊数学方法和灰色系统模型等, 同时, 水文数据的获取能力及计算能力得到飞速发展, 因此, 数据驱

动模型在水文预报中得到越来越广泛的关注和应用.

1 过程驱动模型

过程驱动模型大致可以分为两类, 一类是模拟以地下水或其他慢反应水源为主要径流来源的枯季径流退水模型; 另一类是应用范围更广, 可用于具有不同径流来源的流量过程的概念性流域降雨径流模型.

1.1 枯季径流退水模型

自然流域的枯季径流退水过程可以通过退水曲线反映出来. 枯季径流退水曲线法应用枯季径流的退水规律来预报枯季径流总量和径流过程, 如 Mishra 等建立退水模型进行青尼罗河的枯季退水径

流预报^[1]。推求退水曲线表达式的方法有多种,但由于不同时期的退水特性有很大差异,退水曲线的定量表达缺乏一致性,这就限制了退水曲线法的应用^[2]。此外,用退水曲线法只能预报无显著降水情况下的径流消退过程,如果预见期内的降水对径流过程有明显影响,则该方法不适用。

1.2 概念性流域降雨径流模型

概念性流域降雨径流模型是将一些有物理依据的公式与经验性的公式结合起来,描述降雨-径流的转换过程及径流的河道演进过程的数学模型。概念性模型被广泛应用于实时或短期预报,其输入、输出量的时间单位一般是小时或日。在应用于中长期预报时,其输入、输出量的时间单位相应有所改变(比如由小时、日变为旬、月)。由于降水输入是降雨径流模型必不可少的输入量,因此将其应用于中长期预报时,一般要与降水预报相结合。如由欧洲多国共同开发的欧洲洪水预报系统(EFFS)根据欧洲中期气象预报中心(ECMWF)的逐日降水预报结果,采用多个概念性模型进行未来10 d的逐日流量概率预报^[3];Tucci等将大气环流模型预报的降水数据输入到一个分布式水文模型中,预报未来若干月的流量^[4]。也有以历史降水资料作为模型输入的,如加拿大哥伦比亚河Mica工程在过去20多年中使用一个半分布式水文模型(UBC模型),以流域当前状态(如积雪及土壤湿度状况等)为基础,根据历史降水数据进行1~8月份的日流量预报,并聚合而成月流量预报^[5]。

当概念性模型应用于较大时间尺度的流量过程预报时,模型的结构也可能需要做适当调整。新安江模型^[6,7]、水箱模型^[8]、HBV模型^[9]等都被不同研究者经过适当的结构改进后用于月径流量预报。比如,刘新仁^[6]提出了可以适应不同时间尺度的系列化水文模型,在将新安江月模型应用于月尺度的预报时,可以只考虑两种水源即快速响应水源(地表径流与壤中流)及慢响应水源(地下径流),相应地在划分水源的模型参数上,不再需要自由蓄水库向壤中流和地下径流的排水系数及壤中流的调蓄系数。也有部分研究者提出以中长期预报为主要目的的水文模型,例如王国庆等^[10]建立了一个大尺度融雪径流模型,用于月径流量预报;Mohseni等^[11]提出了一个基于水量平衡原理的集总式概念性模型进行月径流量的模拟和预报。

2 数据驱动模型

2.1 回归分析模型

回归分析是流量中长期预报中应用最早、最广

的方法之一,其应用于径流预报的历史可以追溯到早期的降雨径流相关图方法。20世纪60年代以后,随计算机技术的发展而迅速普及,并且,主成分分析等技术被引入到回归分析之中^[12],以提高预报精度。回归分析至今仍是流量预报实际工作中的一种重要手段^[13,14]。

回归模型的主要优点在于简单、易于实现。在根据影响因子与流量过程的相关关系进行中长期预报时,关键要解决好以下几方面的问题:①哪些指标与研究区域的中长期流量有显著的相关性?②所选定的指标在哪个时间尺度(如月或季)上与研究区域的哪个时间尺度的流量有最大的相关性?③这种相关关系的时距有多长?最常用的预报因子有预报站前期流量、上游站前期流量、集水流域降水量、土壤湿度、积雪量、气温等,还可以将一些对流量过程的长期变化规律起控制作用的影响因子作为预报因子,包括太阳辐射、太阳黑子数、地震场、地温场等地球物理量,海洋表面温度、ENSO指数等海洋物理量,气压高度场、大气环流指数等大气物理量。由于上述很多因子对流量的影响往往有几个月甚至更长的滞后时间才能反映出来,因此,考虑这些因子会有助于提高长期预报精度。这方面的研究成果很多,比如,有研究表明地震场^[15]、地温场^[16]与年流量均有较大相关性;许多研究成果表明ENSO事件与河流流量变化有关,这种关系可用于进行长期流量预报^[17,18]。

2.2 时间序列模型

时间序列分析是水文学研究的一个重要工具。在流量过程预报中用到的时间序列模型很多,按模型中包含的时间序列的数目,可以分两大类:单变量模型与多变量模型。

单变量模型以自回归滑动平均(ARMA)模型及其衍生类型最常用。自回归(AR)模型是ARMA模型的一种特殊类型,在年、月径流量模拟和预报中使用较广,如卢华友^[19]采用三阶自回归模型AR(3)对丹江口水库年径流进行预报。但ARMA模型是建立在时间序列平稳的假设之上的,而时间尺度小于年的流量序列(如月、旬流量)通常具有很强的季节性,并非平稳序列,因此直接使用ARMA模型一般不合适。模拟和预报这种季节性序列的模型主要有3种^[20]:①用季节性ARIMA模型(简称为SARIMA);②除季节性ARMA模型,即先除去原流量序列中的季节性均值与方差,再对除季节性序列拟合ARMA模型;③周期ARMA模型(简称为PARMA),包括PAR模型。这3种模型在流量中长期预报中都很常用^[21,22]。近年来,河流流量过程的长记忆特性研究

受到关注.具有长记忆特性的随机过程可以用分数阶差分自回归滑动平均(ARFIMA)模型较好地描述,如 Montanari 等^[23]用 ARFIMA 模型进行尼罗河阿斯旺月流量过程的模拟与预报,Ooms 等^[24]将 PARMA 模型与 ARFIMA 模型相结合,提出用周期长记忆模型(PARFIMA,Periodic ARFIMA)拟合月流量过程;王文^[25]采用包括 ARFIMA 模型在内的多种时间序列模型进行黄河上游唐乃亥站未来 10d 的逐日平均流量预报.

如果考虑外部输入因素的影响,可以构建多变量时间序列模型,最常用的是含外部变量的自回归滑动平均(ARMAX)模型或传递函数噪声(TFN)模型.例如,Awadallah 等^[26]以不同海区的海温作为外部输入变量建立 TFN 模型,进行尼罗河夏季径流量的预报.由于考虑了外部影响因素,利用了更多的预报信息,TFN 模型的预报精度一般高于单变量的 ARIMA 类模型的预报精度.例如,Thompstone 等^[21]对 1/4 月流量过程建立了除季节性 ARMA 模型、周期自回归(PAR)模型、考虑降水与融雪输入的 TFN 模型及一个概念性模型进行预报试验,结果表明 TFN 模型精度优于其他模型.如果流量过程显著受某种外部因素干扰而呈现异常波动,则可以采用干扰模型来模拟这种干扰,它可以看作是 TFN 模型的一种特殊类型.Kuo 等^[27]在 AR(1)模型的基础上,考虑台风因素的影响,建立干扰模型进行台湾淡水河的 10d 平均流量的预报和模拟.

流量过程时间序列预报模型还可以根据模型是否具有线性结构分为线性模型与非线性模型.前面提到的 ARMA,TFN 等模型可以视为线性模型.近年来,水文系统的非线性研究越来越受到关注,相应地非线性模型的应用实例也增多.门限自回归模型(TAR)是中长期流量过程预报中常用的一种非线性时间序列模型^[28].前面提到的很常用的 PARMA 及 PAR 模型实际上可以视为 TAR 模型的一种特殊类型,它们以季节为门限值,对不同季节分别建立线性模型.如果考虑外部因素的影响,TAR 可以扩展为门限回归模型,因其可以描述为树形结构,也被部分研究者称为模型树模型,这种方法有应用于实时降雨径流预报的实例^[29],在中长期预报中也会很有应用价值.

2.3 神经网络模型

人工神经网络(ANN)具有良好的非线性映射能力,而且,ANN 模型构建方便,对数据的适应性很好,因而 ANN 可以说是近 10 多年来最广为关注的一种非线性预报方法,已被广泛应用于实时中长期水文预报中.最常用于径流预报的 ANN 类型为采用

误差后向传播(BP)算法的多层感知器(MLP)神经网络(也被称为 BP 网络),广泛应用于年、月径流量或平均流量的预报.Birikundavyi 等^[30]用 MLP 网络进行未来 1~7 d 的流量预报;Zealand 等^[31]采用 MLP 网络进行未来 1~4 周的流量预报;Markus^[32],Jain^[33],Kis^[34]等用 MLP 网络模型进行月流量预报研究.径向基函数(RBF)神经网络也被不少研究者用于月平均流量预报(如[25,35]).此外,为了更好地拟合流量过程的非线性特征,可以采用模块化神经网络进行流量过程的中长期预报^[36,37].

采用 ANN 模型进行预报时最重要的是确定哪些数据作为输入,采用什么类型的神经网络以及相应的网络结构.关于如何确定 ANN 输入变量,有两个问题需要考虑:一是当训练数据长度较短,无法覆盖序列的全部可能范围时,如何提高 ANN 对可能出现的极端情况的预报能力.为解决这一问题,Cigizoglu^[38]在用 MLP 模型进行月平均流量预报时,先用 AR 模型生成模拟序列,以此增加训练数据量,提高预报精度.二是在进行多步预报时,如何解决 ANN 模型的气象输入数据.理想的选择是采用气象预报数据,如 Birikundavyi 等^[30]采用预报的降水、气温数据进行未来 1~7 d 的流量预报.但是有研究表明,由于气象预报精度的限制,采用气象预报数据对流量预报的精度提高是有限的^[39],因此,也有研究者采用历史气象数据作为 ANN 模型的输入进行多步预报,如 Zealand 等^[31].

2.4 模糊数学模型

在水文领域应用模糊数学进行预测的方法有两类,一类是模糊模式识别预测法,另一类是模糊逻辑方法.

模糊模式识别预测法的基本思路是:以对历史样本模式的模糊聚类为基础,计算待测状态的类别特征值,从而根据预报值与类别特征值之间的回归方程进行预报^[40];或者比较直接的做法是,从历史样本中寻找与当前待测状态具有最小模糊距离或最大贴近度的那个状态,以此状态的下一时刻值作为预报值^[41].就本质而言,模糊模式识别预测法与下文提到的近邻预报方法相似,主要差别在于近邻的选择方法不同,以及找到近邻状态(或者称贴近状态)后建立预报方程的方法有所不同.

模糊逻辑方法可以描述变量之间不十分明确的因果关系.根据变量之间的模糊逻辑关系,可以建立模糊逻辑模型(或称为模糊专家系统)进行流量预报,例如 Zhu^[42],Mahabir 等^[43]采用模糊逻辑模型进行长期流量预报.

2.5 灰色系统模型

水资源系统可以当作灰色系统看待.最常用的描述灰色系统模型的数学模型为 $GM(1,1)$, G 代表 Grey(灰色), M 代表 Model(模型), $GM(1,1)$ 指 1 阶、1 个变量的线性常微分方程模型.它在径流预报、灾变预测中有不少应用实例.夏军^[44]提出了用灰关联模式识别的方法进行中长期径流预测.此后有研究者将此类模型应用于年、月径流预测^[45-46].

2.6 其他数据驱动模型

除了上述几种数据驱动模型,下述几类模型也有少量应用实例.

a. Markov 链. Markov 链预测技术是根据随机过程的状态转移概率来预测其未来变化趋势.该方法可用于河川径流系列的年际变化,如水库年平均入库流量^[47].

b. 均生函数模型.均生函数模型根据系统状态前后记忆的特性,由时间序列按不同的时间间隔计算均值,生成一组周期函数,即所谓均生函数.通过建立原序列与这组函数间的回归预报方程,利用均生函数的外延值,可以对原时间序列作多步预报.冯建英^[48]利用均生函数模型对河西地区 3 条内陆河 1992~1996 年春季各月和总流量进行了预报.

c. 经验正交函数.经验正交函数(EOF)分析方法是长期天气预报和短期气候预测中应用较为广泛的一种方法,可以移用到河流流量预报中,如李杰友等^[49]应用经验正交函数分析方法,以月平均 500 hPa、100 hPa 高度场及月平均海温场为预报因子,进行月径流预报.

d. 典型相关分析.典型相关分析是分析两组随机变量间线性密切程度的统计方法,在气象气候研究领域应用较多. Uvo 等^[50]根据太平洋和大西洋海温,采用典型相关分析方法预报南美洲东北部亚马逊河流域若干地点的季节径流量.

e. 近邻预报方法.其基本思想是,从历史样本中选择与当前待预报状态相近的一个或 k 个历史状态(比如历史流量序列片段),根据这一个或 k 个历史状态的下一时刻观测值预报当前待预报状态的下一步值.该方法最早在 20 世纪 80 年代应用于流量预报^[51],近年来随着混沌时间序列研究的增温,近邻预报方法受到较多关注,在日、月流量预报中都有应用^[51-52].

3 结 语

水文预报模型很多,可以粗略地将其分为过程驱动模型和数据驱动模型两大类.近年来由于神经网络模型、非线性时间序列分析模型、模糊数学方法

和灰色系统模型等的引进,以及水文数据获取能力和计算能力的发展,数据驱动模型在水文预报中受到了广泛的关注.

参考文献:

- [1] Mishra A, Hata T, Abdelhadi A W, et al. Recession flow analysis of the Blue Nile River[J]. Hydrol Process, 2003, 17: 2825—2835.
- [2] Tallaksen L M. A review of baseflow recession analysis[J]. Journal of Hydrology, 1995, 165: 349—370.
- [3] De Roo A P J, Bartholmes J, Bates P D, et al. Development of a European Flood Forecasting System[J]. Journal of River Basin Management, 2003, 1(1): 49—59.
- [4] Tucci C E M, Clarke R T, Collischonn W, et al. Long-term flow forecasts based on climate and hydrologic modeling: Uruguay River basin[J]. Water Resour Res, 2003, 39(7): SWC3-1-SWC3-11.
- [5] Druce D J. Insights from a history of seasonal inflow forecasting with a conceptual hydrologic model[J]. J Hydrol, 2001, 249: 102—112.
- [6] 刘新仁.系列化水文模型研究[J].河海大学学报, 1997, 25(3): 7—14.
- [7] 郦建强.华北地区流域月降水径流模型比较研究[J].水科学进展, 1998, 9(3): 282—288.
- [8] 胡兴林, 崔涛, 王小玲, 等.黄河上游唐乃亥站月、旬平均流量预报模型研究[J].水文, 2000, 20(3): 24—26.
- [9] 康尔泗, 程国栋, 蓝永超, 等.概念性水文模型在出山径流预报中的应用[J].地球科学进展, 2002, 17(1): 18—26.
- [10] 王国庆, 张建中, 马吉让.融雪径流模型及其在黄河唐乃亥站的应用[J].西北水资源与水工程, 1997, 8(2): 60—64.
- [11] Mohseni O, Stefan H G. A monthly streamflow model[J]. Water Resources Research, 1998, 34(5): 1287—1298.
- [12] Garen D C. Improved techniques in regression-based streamflow volume forecasting[J]. J Water Res Plan Manage, 1992, 118(6): 654—670.
- [13] 李杰友, 熊学农, 罗清标.新丰江水库月径流预报模型[J].河海大学学报, 1998, 26(5): 104—106.
- [14] Mahabir C, Hicks F E, Fayek A R. Application of fuzzy logic to forecast seasonal runoff[J]. Hydrol Process, 2003, 17: 3749—3762.
- [15] 汤懋苍, 张建, 杨良.江河丰枯与我国地震的相关分析[J].中国科学(B辑), 1992, 8(8): 889—896.
- [16] 蔡英, 王冬梅.唐乃亥流量年变程分型与地温场的相关分析[J].高原气象, 1996, 15(4): 472—477.
- [17] Piechota T C, Dracup J A. Long-range streamflow forecasting using El-Nino southern oscillation indicators[J]. Journal of Hydrologic Engineering, 1999, 4(2): 144—151.
- [18] 王根绪, 沈永平, 刘时银.黄河源区降水与径流过程对 ENSO 事件的响应特征[J].冰川冻土, 2001, 23(1): 16—21.
- [19] 卢华友, 邵东国, 郭元裕.丹江口水库径流长期预报研究[J].武汉水利电力大学学报, 1996, 29(6): 6—10.

[20] Hipel K W ,McLeod A I. Time series modelling of water resources and environmental systems[M]. Amsterdam :Elsevier , 1994 .

[21] Thompson R M ,Hipel K W ,McLeod A I. Forecasting quarter-monthly riverflow [J]. Water Resources Bulletin ,1985 ,21 (5) :731—741 .

[22] Bender M ,Simonovic S. Time-series modeling for long-range stream-flow forecasting[J]. J Water Res Plan Manag ,1994 , 120(6) :857—870 .

[23] Montanari A ,Rosso R ,Taqqu M S. A seasonal fractional ARFIMA model applied to the Nile River monthly at Aswan [J]. Water Resources Research 2000 ,36 :1249—1259 .

[24] Ooms M ,Franses P H. A seasonal periodic long memory model for monthly river flows[J]. Environmental Modeling & Software 2001 ,16 :559—569 .

[25] 王文. 黄河流量过程时间序列分析与建模[D]. 北京 :中国科学院研究生院 2003 .

[26] Awadallah A G ,Rousselle J. Improving forecasts of Nile flood using SST inputs in TFN mode[J]. Journal of Hydrologic Engineering 2000 ,5(4) :371—379 .

[27] Kuo I T ,Sun Y H. An intervention model for average 10 day streamflow forecast and synthesis[J]. Journal of Hydrology , 1993 ,151(1) :35—56 .

[28] 冯国章 ,王比银 ,王学斌. 自激励门限自回归模型在枯水径流预报中的应用[J]. 西北农业大学学报 ,1995 ,23 (4) :78—83 .

[29] Solomatine D P ,Dulal K N. Model trees as an alternative to neural networks in rainfall-runoff modeling[J]. Hydrol Sci J , 2003 ,48(3) :399—411 .

[30] Birikundavayi S ,Labib R ,Trung H T ,et al. Performance of neural networks in daily streamflow forecasting[J]. J Hydrol Eng , 2002 ,7(5) :392—398 .

[31] Zealand C M ,Burn D H ,Simonovic S P. Short term streamflow forecasting using artificial neural networks[J]. J Hydrol ,1999 , 214 :32—48 .

[32] Markus M. Application of neural networks in streamflow forecasting[D]. Colorado :Colorado State University ,1997 .

[33] Jain S K ,Das A ,Srivastava D K. Application of ANN for reservoir inflow prediction and operation[J]. J Water Res Plann Manage ,1999 ,125(5) :263—271 .

[34] Kisi O. River flow modeling using artificial neural networks [J]. J Hydrol Eng 2004 ,9(1) :60—63 .

[35] 陈仁升 ,康尔泗 ,张济世. 应用 GRNN 神经网络模型计算西北干旱区内陆河流域出山径流[J]. 水科学进展 , 2002 ,13(1) :87—92 .

[36] Zhang B ,Govindaraju R S. Prediction of watershed runoff using Bayesian concepts and modular neural networks[J]. Water Resour Res 2000 ,36(3) :753—762 .

[37] Hu T S ,Lam K C ,Ng S T. River flow time series prediction with a range-dependent neural network[J]. Hydrol Sci J , 2001 ,46(5) :729—745 .

[38] Cigizoglu H K. Incorporation of ARMA models into flow forecasting by artificial neural networks[J]. Environmetrics 2003 , 14(4) :417—427 .

[39] Clark M P ,Hay L E. Use of medium-range numerical weather prediction model output to produce forecasts of streamflow[J]. J Hydrometeor 2004 ,5(1) :15—32 .

[40] 陈守煜. 中长期水文预报综合分析理论模式与方法[J]. 水利学报 ,1997(8) :15—21 .

[41] 白子岩. 模糊模式识别法在中长期预报中的应用[J]. 水利水电技术 ,1999 ,30(2) :50—51 .

[42] Zhu M-L ,Fujita M ,Hashimoto N ,et al. Long lead time forecast of runoff using fuzzy reasoning method[J]. J Japanese Soc Hydrol Water Resour ,1994 ,7(2) :83—89 .

[43] Mahabir C ,Hicks F E ,Fayek A R. Application of fuzzy logic to forecast seasonal runoff[J]. Hydrol Process ,2003 ,17 :3749—3762 .

[44] 夏军. 中长期径流预报的一种灰关联模式识别与预测方法[J]. 水科学进展 ,1993 ,4(3) :190—197 .

[45] 袁秀娟 ,夏军. 径流中长期预报的灰色系统方法研究[J]. 武汉水利电力大学学报 ,1994 ,27(4) :367—375 .

[46] 饶素秋 ,霍世青. 灰色系统模型在黄河径流量分析预测中的应用[J]. 人民黄河 ,1997(7) :39—42 .

[47] 蓝永超 ,康尔泗 ,徐中民. 龙羊峡水库年入库径流的 Markov 预测模型[J]. 中国沙漠 2000 ,20(1) :95—97 .

[48] 冯建英. 河西内陆河春季流量变化特征的分析 and 预测[J]. 甘肃气象 ,1998 ,16(4) :38—41 .

[49] 李杰友 ,熊学农 ,刘秀玉. 基于 EOF 迭代的月径流长期预报[J]. 河海大学学报(自然科学版) ,2001 ,29(2) :43—46 .

[50] Uvo C B ,Graham N E. Seasonal runoff forecast for northern South America :a statistical model[J]. Water Resour Res , 1998 ,34(12) :3515—3524 .

[51] 丁晶 ,邓育仁 ,傅军. 洪水变化的混沌特性和相空间预测[A]. 刘昌明. 第六次全国水文学术会议论文集[C]. 北京 :科学出版社 ,1997 . 151—157 .

[52] Sivakumar B ,Berndtsson R ,Persson M. Monthly runoff prediction using phase space reconstruction[J]. Hydrol Sci J ,2001 , 46(3) :377—387 .

(收稿日期 2003-10-29 编辑 熊水斌)

+++++
(上接第 55 页)

参考文献 :

[1] 叶浩亮 ,闵经书. 水轮机选型 CAD 程序设计[J]. 电脑开发与应用 2001(12) :11—13 .

[2] 宋文武 ,彭贵川. 水轮机选型设计软件包的开发研究[J]. 大电机技术 ,1997(6) :61—65 .

[3] 陈杉 ,王宁 ,郭剑峰. 用 objectARX 开发 AutoCAD2000 应用程序[M]. 北京 :人民邮电出版社 2000 .

[4] 李世国. AutoCAD 高级开发技术 ARX 编程及应用[M]. 北京 :机械工业出版社 ,1999 .

[5] 刘大恺. 水轮机[M]. 北京 :中国水利水电出版社 ,1996 .

(收稿日期 2004-01-12 编辑 熊水斌)