

二滩水电站中长期入库径流智能预测系统

水文学及水资源 专业

硕士研究生：严秉忠 指导老师：马光文 教授

中长期预测是充分利用水资源、真正实现水库优化运行、发挥电站经济效益的有力手段和重要环节。尤其是在电力市场环境下，水电参与竞价上网，为了能够较为准确合理的上报发电计划，对来水的预估则显得更加重要。有了准确可靠的径流预测就可以用确定性的预测值及其估计误差来描述未来径流，在水电站优化运行的初始轨迹(由多年历史水文资料通过优化方法拟定的运行策略和调度规则)基础上，有效拟定接近实际的电站运行策略，从而为水电站参与电力市场发电预计划的编制提供依据。

然而，由于水文情势变化受多种不确定因子(如气候变化、人类活动和地形地貌变化等)的影响，因果规律并不完全清楚，水文资料信息也不是很充分，表现出随机性、模糊性、灰色性等复杂特性，因此准确的预测出未来年、月的水文径流量，一直是水文预测研究难度较大的课题。

为了更好的把握二滩水电站未来径流变化情况，本文为了从以下方面进行了较为深入的研究：

(1) 通过对二滩水电站多年年、月平均流量变化过程进行统计分析，主要包括年平均流量多年变化情况分析、丰水期各月径流变化情况分析、枯水期各月径流变化情况分析，找到二滩水电站年、月经流变化的规律。采用小波分析方法进一步阐述了不同时间尺度下年、月经流的频谱特性，最后通过小波方差图求得序列的主要周期成分。

(2) 对不同的数理模型，本文打破传统的参数估计方法，采用优化算法(本文采用遗传算法)对模型参数进行优化计算，形成参数智能化拟定的预测方法。

(3) 对年、月平均流量预测采用了多种数理方法，包括：最近邻抽样回归

模型、门限回归模型、人工神经网络模型、自回归模型、灰色动态模型、均生函数模型、投影寻踪回归模型等多种模型。通过比较分析,得出推荐结果,从预测成果来看,效果较好。

(4) 考虑到径流实测值在不断的更新,对月平均流量提出了滚动预测方法,即:根据实际发生值不断修正后续结果,为水电站滚动调度提供依据。

(5) 采用 Web Service 技术对程序模块进行封装,保证了代码的安全性,可移植性更强。

(6) 以 ASP.NET 作为开发工具,应用 Web Service 技术开发了二滩水电站中长期径流智能预测系统,系统采用 B/S 模式,可以通过网络直接访问,灵活性和可移植性强;系统可以和 Office 建立直接联系,绘制的图表可以直接导入 Office 系列软件之中,更方便灵活。

通过对雅砻江流域二滩水电站中长期径流进行预测,对传统预测方法和新理论进行了系统的阐述和分析,总结了各种模型的优缺点和适用性;开发的径流智能预测系统打破了传统应用程序的局限性,将分布式应用程序从企业级扩展到 Internet 的范围,随着 Internet 的迅速发展,这种网络应用系统因其灵活性、方便等特点,因此具有很好的前景。

关键词: 中长期、径流预测、智能系统、遗传算法、小波网络、二滩水电站、Web Service、数理模型

Mid –Long runoff Intelligent forecasting system of Ertan Power Station

Major: Hydrology and Water Resources

M.S. Candidate: Yan bingzhong Supervisor: Ma guangwen Professor

Mid-long runoff forecast is an advantage measure and important step of full using water resource, implementing reservoir optimal run and completing economic benefit. Especially under the electricity market circumstance, hydropower takes part in competitive bidding. So that for set the generation scheduling reasonable and accurately, forecasting the future runoff looks very important. If we have accurate result of runoff forecast, we can understand future runoff by using the accurate forecasting result and the certain estimate error, therefore, we can get the power station's run strategy which is close of the fact on the base of the beginning track of management(get run strategy and scheduler rule on the base of many years data by use of optimal arithmetic) so that we provide for increasing generate electricity benefit and drawing plan of taking part in future power market.

However , because hydrology state changing has effected by many kinds of uncertainty factor(for example , climate change ,human activity and physiognomy change), the rule is not completely clear and hydrology information is not sufficiency, which takes on random 、 blur and gray and so on . So that forecasting the future runoff of year, month acutely is always the most difficult of hydrology forecast.

For better hold the future runoff circo of Ertan reservoir , In this paper ,subjects mainly focused are as follows:

By analyzing the yearly and monthly mean runoff in many years, the paper gets the trend and characters of yearly runoff and monthly runoff in flood and drought period. At last taking wavelet method to analyze the changes of frequency and range in multiple time scales, the paper get the main periodic portion by wavelet variance method.

Take optimal arithmetic to optimize the parameter of the models, which break through the tradition method, so that form no parameter and intelligent method.

Take many mathematics methods to forecast , including: nearest neighbor bootstrapping regressive model, threshold regression model, artificial neural network model, auto regression model, dynamic grey model, mean generating function model, pursuit projection model and so on. By analyzing, get the best result. From the result, the effect is very good.

Take roll forecasting method to monthly mean runoff , which takes account of the renovate of the reality data. That is, continually amend the following result according to the reality so that offer gist to roll optimizing of power station.

Take the technology of Web Service to encapsulation the program, which ensure the safety of the code and make the transplanting better.

A mid-long intelligent forecasting system is developed, which takes the tool of ASP.NET and the technology of Web Service. It takes the B/S model. This system can be visited and managed from long though internet, which are facility、 wide opening and strong transplantable; The system is connected with Office and the chart and the table may be exported to Office so that it is more convenience and advantage.

Through forecasting the mid-long runoff, we analyze and expatiate the new method and the tradition methods, at the same time we summarize the applicability, the merit and demerit of kinds of methods, and then change the program from enterprise level to internet level. The runoff forecasting inteligent system breaks through the disadvantage of traditional program. Following the development of

internet it must be have wonderful foreground because of its convenience and strong agility.

Key words: Medium-and-long-term, Runoff forecast, Intelligent system, Genetic algorithms, Wavelet network, Ertan hydropower station, Web Service, analytical mode

1 绪论

1.1 引言

水文现象,属于自然现象的一种,是由自然界中各种水体的循环变化所形成的,比如降雨、蒸发、河流中的洪水、枯水等。它和其它自然现象一样,是许许多多复杂影响因素综合作用的结果。这些水文因素的时空变化具有高度的非线性特点,正是由于这些影响因素的复杂变化导致了对水文现象的准确把握变得十分困难^[1-4]。

径流,作为水文要素之一,受气候、流域自然地理及人类活动等多种因素影响,其变化特性和规律也错综复杂,表现出随机性、模糊性、灰色性、非线性等复杂特征。同时由于天气气候的复杂多变,加上中长期预测的预见期较长等因素,导致径流预测难度增加,预测精度往往不是很理想。如果仅从线性角度或者近似线性角度去研究本质上是非线性的水文变化问题,必然有其局限性。近几年非线性科学的迅速发展及其在应用领域的不断扩展,为我们能更深刻的理解水文现象提供了重要工具。

因此,本文将以雅砻江流域二滩水电站的多年年、月径流资料为基础,采用线性方法和非线性方法,进行中长期预测研究,进而以.NET为开发工具,开发二滩水电站中长期径流智能预测系统。

1.2 径流预测的意义

径流情势的长期预测,已成为当今水资源开发和利用中不可缺少的非工程措施之一。对于科学治水、防洪调度、减少灾害等方面,都起到不可替代的作用。一次准确的预测信息能够收到可观的经济效益和社会效益。建国后在长江、黄河、海河、松花江等江河流域多次大洪水的抗洪斗争中,都已显露出径流预报的巨大威力。特别是在抗御1998年长江、嫩江、松花江三江大水中,充分发挥了径流预测的科学性、主动性作用,为减少经济损失做出了巨大贡献。随着电力市场改革不断深化,水电站参与竞价上网是未来电力市场发展的必然趋势,而影响水电站确定上网电量的关键因素之一就是由来水的准确预估,因此,准确的中长期径流预测是实现水库优化运行、增加水电站发电收益、降低水电竞

价上网风险的重要基础。

(1) 径流预测是充分利用水资源，真正实现水库优化运行，发挥电站的经济效益的有利手段和重要环节，有了准确可靠的径流预测就可以用确定性预测值及其估计误差来描述未来径流有效拟定接近实际的电站运行策略和调度计划[2][5]。

径流预测的准确性不仅是水电厂防洪渡汛的重要依据，而且在电力市场运营模式下，也将直接影响水电厂丰、平、枯期电量的安排和发电收益，它是水电厂运营管理中正确决策的重要依据。尤其对于库容小、调节性能较弱的径流式水电站，水情预测的准确性将直接影响到发电公司电量安排的合理性和可行性，与电厂的经济效益密切相关。径流预测作为水电站优化调度的基础，其预报结果的准确与否，将成为水电站的最优调度方式能否发挥作用的关键。有效拟定接近实际的电站运行策略和调度计划，不仅可作为发电用水的预分配、提高发电效益，而且还可达到为防洪安全服务的目的。

(2) 径流预测是减少我国洪涝灾害频繁发生，保证正常供水和水资源合理开发利用的重要手段。随着我国洪涝灾害的频繁发生和国民经济的快速发展，流域内各部门对防洪和供水的预见期也越来越重视，预见期越长，管理和调度起来就越得心应手，否则就会对国民经济造成巨大的损失。

(3) 预报精度影响着水资源系统调度规则的经济性和安全性的统一，对水资源系统来说，有些调度规则虽然从长远的利益来说是经济的，但是，由于在某些时候受到安全性的制约，无法付诸实施。只有提高径流预报的技术水平，经济性和安全性才有可能在更高水平上达到统一。

(4) 径流预测对我国国民经济可持续健康发展具有重要的意义。随着国民经济的发展，对“水”的要求则显得日见突出，准确的预估未来很长一段时间内的径流量，可以根据国民经济发展对水的需要，合理的制订蓄放水量，提高水资源的利用效率。

1.3 径流预测的国内外研究现状及其存在的问题

径流的变化受气象因素、自然地理因素、流域特性因素等多因素的综合影响，导致其变化极其复杂，因此，准确预测中长期径流的变化规律变得相当困难，这也成为自然与科学领域内的一项研究难题。从国内外的研究现状来看，

对其研究仍处于探索阶段，尚未形成较为成熟的理论和方法^[5-7]。

目前广泛应用于径流中长期预测的数学方法^[7-10]大致可分为成因预测和统计预测两大类型。

(1) 成因预测。所谓成因预测是基于研究大气环流、长期天气过程的演变规律和流域下垫面物理状态的确定性预测模型。成因预测按其预测途径可以分为以下两种方法：

① 主要是以大量历史天气图、卫星云图、流域气候及地形条件、现实和过去的天气形式，并结合气象专业部门的指导信息综合诊断天气特性，主要是高空环流的逐月平均形式，或直接从前期环流与水文要素之间建立一定关系或分析旱、涝、正常年前期的环流特性及其演变过程，找出本流域的旱涝的关键区、关键时间环流特性，建立起旱涝前期环流的模式，挑选反映这些环流特性异常的指标组成预测方程进行预测。

② 在一定的初始条件和边界条件下，对大气热力-动力方程组对时间进行数值积分，从而得到环流形式和天气要素的预测结果，再根据这些预测结果，建立预测方程进行预测。

以上两类方法是基于气象分析的方法，是径流预测的一个重要发展方向，但是由于其基本理论、计算技术、资料条件等的限制，离实际应用尚有较大差距，因而实现起来较为困难。

(2) 统计预测。所谓统计预测，就是基于模拟实测径流变化过程来建立预测模型，统计预测方法是目前最常用的方法。

统计预测按预测因子组成可以分成两种方法：

① 单要素预测，即分析预测要素本身随时间变化的规律，然后利用这种规律进行预测。

② 多要素综合预测，即分析预测对象同多个与成因规律有关的影响因子（如气温、极涡、副高、海温、环流指数、太阳黑子等等）之间的统计相关关系，然后利用数理统计方法加以综合进行预测。

采用最多的是单因子预测方法。

按预测性质，统计预测又可以分为以下几种：

① 定性预测法，根据径流变化的基本规律采用马尔可夫转移概率预测未来年份径流变化概率分布情况，可以采用马尔可夫模型和权马尔可夫模型。

② 时间序列分析预测法,主要是根据系统对象随时间变化的历史资料,通过系统时间序列的自相关分析、谱分析等,对系统发展趋势进行外推,如自回归滑动平均模型方法等。

③ 历史经验分析法,即找出历史上与当前流域的水文水情气象要素相似的案例,进行分析预报。这种方法虽有较好的应用意义,但是缺乏明确的数学理论和有效的计算方法。

④ 动力预测方法,其基本思想是将河流当作一个由流域气象、水文等自然地理状况要素控制的多维非线性动力系统,其中径流量是一个重要的状态因子,认为系统的未来状态存在于历史数据中,从中找出和当前系统状态最为相似的状态点,即搜索时间序列历史数据所确定的状态向量空间中与当前状态向量最为邻近点,并利用得到的距离和邻近点的后续状态来估计系统的未来状态。

⑤ 非线性方法,主要采用非线性模型进行预测,主要有神经网络模型、灰色系统和模糊逻辑模型等。此类方法有较好的适用性,但是也有明显的不足之处,即高度参数化,为了改善拟合效果,需要大量地增加参数。例如神经网络中增加网络的隐含层数和节点数,这样虽然使内插效果良好,但导致其外延能力不足。

⑥ 组合预测方法,主要是基于单种预测方法的局限性和近似性,通过对多种不同的预测方法进行适当组合(一般是线性加权),形成组合预测方法,以便综合利用各种预测方法所提供的信息,从而提高预测的精度和可靠度,如可以将定性预测方法与定性预测方法进行综合,定量预测方法与定量预测方法进行综合,以及定性预测方法与定量预测方法进行综合。

这些模型有各自的特点,其核心在于充分挖掘历史资料的丰富信息,寻求预测对象本身与影响因子之间的变化规律,从而用这些规律对未来的水文过程变化进行预测。

虽然中长期预测采用的方法很多,但是目前径流预测仍然是一件很困难的事情,主要表现就是预测精度偏低,原因是多方面的,主要是因为:

① 水文系统是一个高度非线性系统,水文以降水为输入,径流为输出,中间包括蒸发、产流、汇流等复杂过程,还受到地形、地貌、流域下垫面和人类活动等因素的影响,因此它是一个十分复杂的高度非线性系统。

② 无法建立描述径流变化本质的精确数学模型,径流是一个涉及气象、地

理、地质、地貌等多方面的复杂动力学系统。无法用数学物理方程严格地描述每一个子过程，它要受许多假设条件的限制和借助于概念性元素模拟或经验函数关系来描述，这样的模拟往往只是对实际径流过程的近似模拟，因而模拟精度不高，由此可以看出，传统的预报模型很难解决像径流预测这样的复杂问题。

③ 在径流过程中，存在研究对象发生与否的不确定性(随机性)、研究对象概念的不确定性(模糊性)、研究对象信息量不充分而出现的不确定性(灰色性)等不确定特征，这些不确定性因素的综合影响使得预测模型很难全面的描述其变化规律。

1.4 径流预测的发展趋势

(1) 资料不足或资料代表性不好是制约中长期水文预报发展的重要原因之一。应积极开展中长期水文预报所需资料的观测与积累，特别是人类活动影响、全球气候变暖等预报因子及影响因素的变化，对中长期水文预报影响很大，对它们的监测无疑是提高预报精度的有效途径^[7-8]。

(2) 一切水文要素的变化有其特定的物理机制，从物理成因上解释预报因子的合理性，在严格的物理成因基础上建立数理模型。同时注意把握厄尔尼诺、拉尼娜等重要现象的变化规律，可能对提高中长期水文预报的准确性起到重要的作用。

(3) 不能单独局限于采用单一的方法进行预测，可以将线性和非线性方法有机结合在一起进行预测，特别是将反应不同水文性质的模型比如模糊模型、灰色动态模型、随机模型等有效的结合，尝试来提高径流预测的精度。

1.5 论文研究目的、内容

电力市场环境下，对二滩水电站的经济运行提出了更加严格的要求，本文依托二滩水电站竞价上网课题，对二滩水电站的径流预测进行研究，其主要内容包括：

(1) 第二章介绍雅砻江流域概括，使我们对雅砻江流域的基本情况有初步了解。

(2) 第三章对二滩水电站的入库径流特性进行分析，找到径流变化的内在规律，为准确预测其变化规律提供参考。

(3) 第四章采用线性和非线性方法对二滩水电站的入库径流进行预测, 同时采用优化算法优化模型参数, 最后对各模型的预测结果进行评价。

(4) 第五章采用 WebService 技术, 以 .NET 为开发工具, 开发二滩水电站智能预测系统。

(5) 第六章对本次研究的成果做出总结, 同时对论文的后续工作提出一些设想。

本课题研究旨在用目前的方法理论充实中长期径流预测的内容。课题研究不仅与人类的生存和社会经济的发展密切相关, 具有重大的现实意义, 而且对二滩水电站中长期径流的准确把握和合理调度提供了重要的参考。

1.6 研究的技术路线和研究方法

径流预测系统的核心是预测技术方法, 即预测数学模型。径流是一种随时间而变的物理量, 经过长期观测可获得依时间顺序排列的大量数据, 即获得径流时间序列。径流预测主要建立在径流时间序列及其影响因素时间序列的综合分析的基础上。因此预测技术路线为:

(1) 根据水电站的入库径流资料, 深入分析其径流变化的基本规律, 为预报模型和影响因子选择打下基础。

(2) 建立在径流时间序列本身演变规律基础上的外推途径。

(3) 针对多种数理模型参数复杂化的问题, 采用遗传算法对参数进行优化, 形成参数自适应的动态数理模型。

(4) 经过模型的检验和误差分析, 根据“多种方法, 综合分析, 合理选用”的原则, 并考虑预报模型概念清楚, 结构简单, 计算和使用方便, 优选一套精度高的预测方案。

(5) 采用 C#语言, 对各种模型进行封装处理, 最后编制出智能预测系统。

近几十年里, 水文科技人员对径流预测预报进行了大量的研究, 获得了较多的预测方法。常用的主要方法^[11-14]有回归分析法、时间序列分析法、灰色分析法、人工神经网络分析法、最近邻抽样回归方法、分期平稳自回归、多阶季节性自回归模型、组合模型和投影寻踪模型等等。

参考文献

1. 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.
2. 严秉忠, 马光文. 冶勒水库年、月径流预测模型研究[J]. 四川水力发电. 2003年第22卷第4期.
3. 刘素一, 廖家平. 径流预测中的非线性分析方法[J]. 湖北工学院学报. 2003年2月.
4. 刘素一. 小波分析理论在径流预测中的应用. 华中科技大学. 2003年2月.
5. 马光文, 王黎. 水电竞价上网优化运行. 成都:四川科学技术出版社[M]. 2003
6. 杨东方. 电力市场环境下水电站中长期径流预测及优化调度研究. 四川大学. 2003.
7. 朱聪. 径流中长期预测模型研究. 四川大学. 2005.
8. 秦蓓蓓. 清江流域水文中长期预测研究. 四川大学. 2004.
9. 蓝永超, 丁永建, 王书功等. Local Model 模式及其在月径流预测中的应用[J]. 中国沙漠. 2004, 24(3)
10. 张力平, 王德智, 夏军等. 混沌相空间相似模型在中长期水文预报中的应用[J]. 水力发电, 2004, 30(11)
11. 袁秀娟, 夏军. 径流中长期预报的灰色系统方法研究. 武汉水利电力大学学报. 1994, 27(4)
12. 何新林, 宋玲, 郑旭荣. 径流中长期预报的灰色预测方法[J]. 石河子大学学报(自然科学版). 1997, 1(3):234~237.
13. 庄一鸽, 林三益. 水文预报[M]. 北京:水利电力出版社, 1986.
14. 金菊良, 丁晶. 水资源系统工程[M], 四川科学技术出版社. 2002: 65~67, 162~163.

2 雅砻江流域自然地理及水文特性

2.1 流域概况

雅砻江是金沙江第一大支流,发源于青海省玉树县境内的巴颜喀拉山南麓,自西北向东南流,在呷依寺附近流入四川省,至两河口纳入支流鲜水河后转向南流,经雅江至洼里上游约 8 公里处右岸有小金河流入,其后折向东北方向绕锦屏山,至巴折形成长约 150km 的大河湾,巴折以下继续向南流,至小得石下游 3km 处左岸有安宁河流入,至攀枝花市下游的倮果流入金沙江。干流河长 1570km,流域面积 13.6 万 km²。

本流域位于青藏高原东部,东西两侧分别与金沙江、大渡河相邻,北与黄河上游分界。全流域呈南北走向条带形状,河系为羽状发育,流域东、北、西三面大部分为海拔 4000m 以上的高山包围,南面为滇东北高原,分水岭高程约 2000m。洼地以上流域平均海拔高程为 4080m。雅砻江河道下切十分强烈,沿河岭谷高程相差悬殊,相对高差一般在 500—1500m。河源至河口海拔高程从 5400m 降至 980m,落差竟达 4420m,其中呷依寺至河口河道长 1368km,落差竟达 3180m,平均比降为 2.32‰。

雅砻江流域南北跨 7 个纬度,且区域内部地形地势变化悬殊,使本流域自然景观在南北及垂直两个方向上具有明显的差异。

甘孜、道孚一线以北地区,地势高亢,山顶多呈现波状起伏的浅丘,河谷宽坦,水流平缓,呈现一片高原的现象。



图 2.1 雅砻江流域图

甘孜、道孚一线以南至大河湾之间，主要为高山峡谷区。本段河谷异常狭窄，谷坡陡峻，部分河段两岸岩层破碎，坡堆积层，容易坍塌。本段干支流曾经发生山坡垮塌以至堵江事故。

大河湾以南至河口地区，具有宽谷盆地与山地峡谷的复杂地形特点。宽谷盆地处于几条支流上，干流仍处于高山峡谷，但河谷开阔。

2.2 水文气象

2.2.1 水文情况

二滩水电站位于雅砻江下游，流经数道险滩。二滩位于峡谷区的第二道险滩处，故此得名。

河流径流主要来自上游降雨和融雪。因此径流年内分配与季节降雨一致。根据工程水文资料，坝址多年平均流量 $1670\text{m}^3/\text{s}$ 。丰水期(6 到 10 月)平均流量 $3240\text{m}^3/\text{s}$ ，枯水期(11 月到次年 5 月)平均流量 $450\text{m}^3/\text{s}$ 。

库区最大支流鲧鱼河，多年平均流量 $69.8\text{m}^3/\text{s}$

流域洪水多在 7、8 月发生，流量大、历时长。资料记载最大洪量 $11100\text{m}^3/\text{s}$ 。

2.2.2 气象

雅砻江流域处于青藏高原东侧边缘地带，属于川西高原气候区，主要受控高空西风环流和西南季风的影响干湿分明。每年 11 月至次年 4 月为旱季，降水很少，只占全年的 5~10%，旱季日照多、湿度小、日温差大。5 月至 10 月为雨季，气候湿润、降雨集中，雨量约占全年雨量的 90~95%，雨季日照大、湿度大、日温差小。

流域多年平均降雨量为 $500\sim 2470\text{mm}$ ，分布趋势由北向南递增。甘孜、道孚以北多年平均降雨量为 $500\sim 650\text{mm}$ ；甘孜、道孚以南至大河湾为 $600\sim 900\text{mm}$ ；大河湾以南为 $700\sim 2470\text{mm}$ ；高植被覆盖区在安宁河上游及流域南部。

流域多年平均气温 $-4.9\text{℃}\sim 19.7\text{℃}$ ，其分布趋势由南向北递减。甘孜、道孚以北多年平均气温 $-4.9\text{℃}\sim 7.8\text{℃}$ ，极端低温为 -42.9℃ ，极端高温为 32℃ 。甘孜、道孚以南至大河湾多年平均气温为 $3.0\text{℃}\sim 10.8\text{℃}$ ，极端最低气温为 -32.2℃ ，极端最高气温为 35.9 。大河湾以南多年平均气温 $11.5\text{℃}\sim 19.7\text{℃}$ ，极端低温 -10.7

℃, 极端高温 41.2℃。流域内多年平均相对湿度 53~73%。甘孜、道孚以北为 57~67%, 以南至大河湾为 53~61%, 大河湾以南为 57~73%, 相对湿度上下游差别不大。

工程所在地亦属于川西高原气候地带, 区内日照充足, 旱、雨季分明, 气温年较差小, 日较差大。一般 6~10 月为雨季, 雨量充沛, 气候湿润, 11 月到次年 5 月为旱季, 气候温暖、干燥、少雨。

据可靠资料统计, 坝址处多年平均气温 19.7℃, 年平均降雨量 1003mm, 年平均降雨天数 109 天, 多年平均相对湿度 66%。

2.3 径流及暴雨洪水特性

2.3.1 径流特性

雅砻江径流主要来源于降水, 径流的年际、年内变化及地区分布与降水的变化和分布基本一致。雅江以上流域, 由于深居内陆, 海拔高, 东南及西南暖湿气流不易输入, 故降水量不大, 多年平均径流模数仅 $9.96\text{L}/(\text{s}\cdot\text{km}^2)$, 其来水量仅占小得石站年水量的 39.8% (集水面积占 56.5%); 雅江~小得石区间, 因受东南及西南季风影响, 降水丰沛, 为本流域的多雨区, 多年平均径流模数为 $19.6\text{L}/(\text{s}\cdot\text{km}^2)$, 来水量占小得石站年水量的 60.2%。

据小得石站 1953 年 6 月~1994 年 5 月流量系列计算, 多年平均流量为 $1650\text{m}^3/\text{s}$, 折合年径流量为 520 亿 m^3 , 年径流模数为 $14.2\text{L}/(\text{s}\cdot\text{km}^2)$ 。

径流的年际变化较平稳, 小得石站实测最大年平均流量为 $2490\text{m}^3/\text{s}$ (1965 年 6 月~1966 年 5 月), 最小年平均流量为 $1190\text{m}^3/\text{s}$ (1983 年 6 月~1984 年 5 月), 分别为多年平均流量的 1.51、0.72 倍, 历年实测最大流量为 $1110\text{m}^3/\text{s}$ (1965 年 8 月 10 日), 实测最小流量为 $353\text{m}^3/\text{s}$ (1962 年 3 月 19 日), 二者相差 30 倍。

由于本流域降水集中, 致使径流年内分配不均, 丰枯变幅大。按径流量及补给来源可大致划分为: 丰水期 6~10 月, 主要为降雨补给, 水量占全年的 76.8%; 丰枯过渡期 11 月, 主要为河槽蓄水补给, 水量占全年的 5.8%; 枯丰过渡期 5 月, 主要为融雪及春雨补给, 水量占全年的 4.1%; 枯水期 12 月~翌年 4 月, 主要为地下水补给, 水量占全年的 13.3%。

由于本流域枯水期降雨量少, 枯水期径流主要由流域蓄水补给, 故枯水期

径流呈稳定消退，退水规律明显，年际变化较小。其中的4月，由于流域可能出现少量降水，加之气温增高，山区积雪开始融化，致使流量过程有时出现小的起伏。

2.3.2 暴雨特性

雅砻江的洪水主要由暴雨形成。每年夏季季风强盛时期，由西南季风将印度洋和孟加拉湾的水汽源源不断地输入流域。同时西太平洋副高北移，冷空气在副热带高压前受阻，在这种大气环流下，使本流域常发生(大)暴雨。暴雨一般出现在6~9月，主要集中在7、8月。一次降雨过程一般在三天左右，两次连续过程一般在5天左右或更长一些，主要降雨时段多在1~2天。

本流域6~9月为汛期，上游甘孜、雅江等站最大洪水6月即可见；中、下游最大洪水多发生在7、8月。雅砻江的较大洪水多为两次以上的连续降雨形成。若河流底水已较高，在发生1~3日较为集中的暴雨，即可形成较大洪水。洪水过程线形状多为双峰形或多峰形状。一般单峰型洪水过程线历时6~10天，双峰过程12~17天。由于流域大部分地区降雨强度不大，加之流域形状呈狭长带状。不利于洪水汇集，故洪水一般具有洪峰相对不高、洪量大、历时长的特点。据洼里站实测资料统计，年最大流量最早发生在6月最晚发生在9月，历年实测流量的最大值 $8020\text{m}^3/\text{s}$ (1980年8月18日)，年最大流量的最小值 $3050\text{m}^3/\text{s}$ (1967年7月23日)。

本流域还发生过异常洪水，1967年6月8日，雅江县孜河区唐古栋附近发生大滑坡堵塞河道，形成350余m的天然坝，阻塞河流9昼夜，蓄水约6.8亿 m^3 。于6月17日漫顶溃决，溃决后最大流量约 $53000\text{m}^3/\text{s}$ ，主要泄洪历时13小时，泄洪量约6.0亿 m^3 。

因为二滩的水库库容与径流相比较小，工程开发任务无防洪要求。但是1998年，二滩大坝尚未建成，长江发生特大洪水。在此期间，感鱼河与雅砻江同时发生特大洪水使洪水危害加剧。虽然工程尚未完工，但中央政府要求二滩拦蓄部分洪水，以削减武汉及长江下游的洪峰流量。通过水库运行的精确控制，二滩水库6次洪峰供拦蓄洪水33亿 m^3 ，削减了长江下游的洪峰流量。对长江防洪起到了重要作用。

3 二滩水电站入库径流变化规律分析

所谓径流的变化规律就是指径流随时间尺度的变化而呈现出不同变化特性。本章将根据二滩水电站的入库控制站小得石站的基本径流资料，深入分析径流变化的基本规律，包括径流的年际变化规律、年内变化规律、枯季和汛期径流变化规律，以及径流序列的成分分析，通过上述分析可以对二滩径流的变化情况有全面的把握，从而为准确预测提供必要的参考依据。

3.1 基本资料情况

本章分析的基础是二滩水电站 1953-2003 年共 51 年的逐年月平均流量资料。

3.2 径流变化规律

3.2.1 年际变化规律

径流的年际变化规律主要是指径流量在年际之间的变化情况。图 3.1, 3.2, 3.3, 3.4 分别列出了年平均流量、枯水期代表月 12 月、丰水期代表月 8 月、过渡期 5 月的平均流量在年际之间的变化情况。

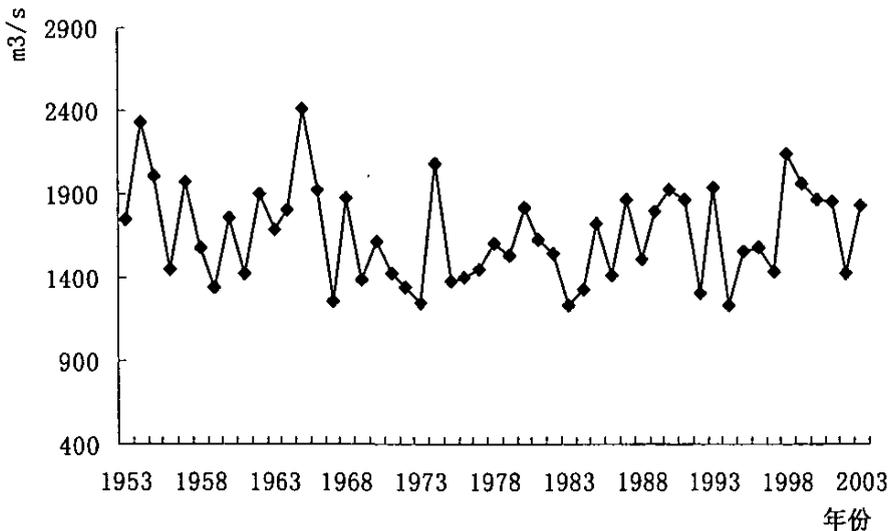


图 3.1 年平均流量年际变化情况图

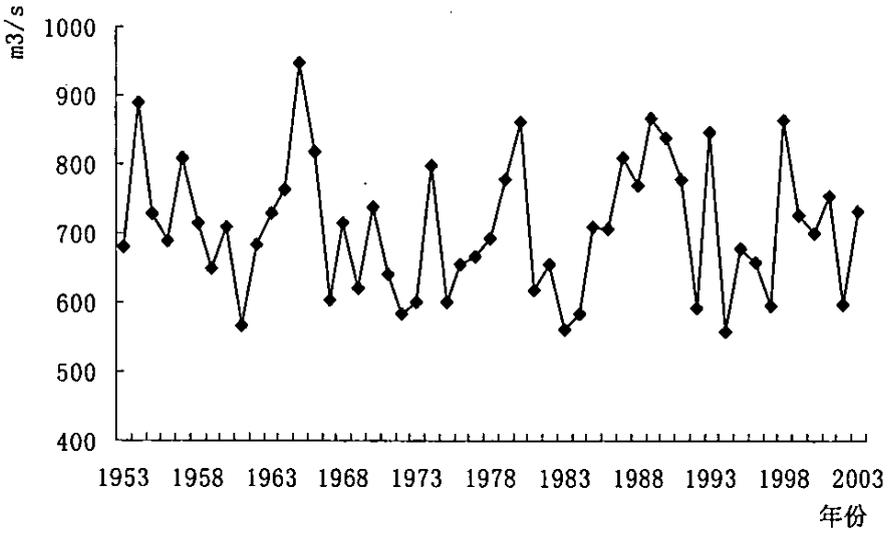


图 3.2 枯水期 12 月平均流量年际变化情况图

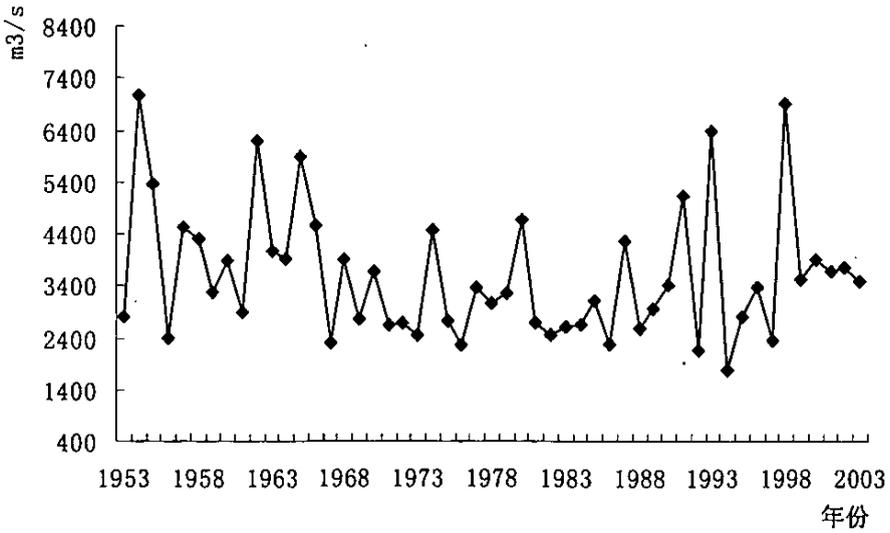


图 3.3 丰水期 8 月份月平均流量年际变化情况图

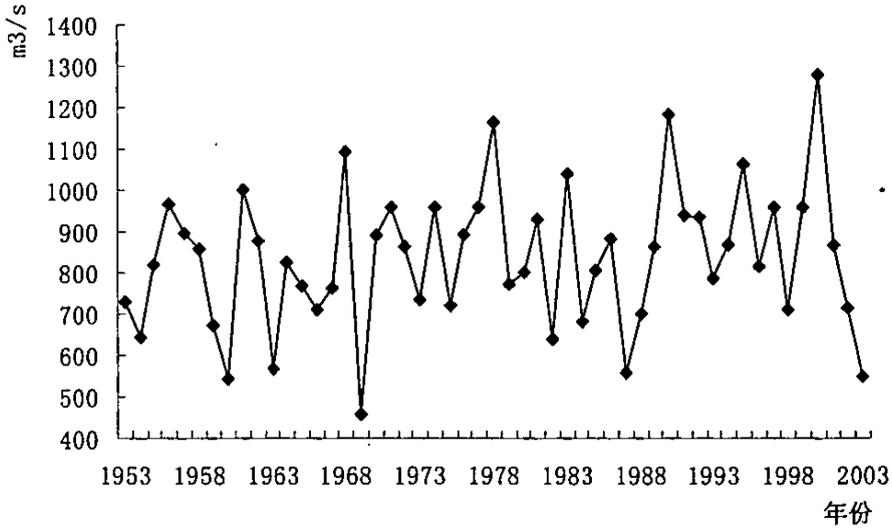


图 3.4 过渡期 5 月份月平均流量年际变化情况图

由上图我们可以看出年平均流量变化范围不是很大，围绕均值上下波动，枯水期也是一样，但是丰水期流量变化范围很大(图 3.3 中最小值为 $200\text{ m}^3/\text{s}$ 左右，最大值却达到了 $7200\text{ m}^3/\text{s}$)，因此要准确预测丰水期径流量非常困难。下表列出了各月的多年统计参数。

表 3-1 年、月平均流量在年际之间变化的统计结果表

	自相关系数	平均值	最小值	最大值	最小值与平均值的比值	最大值与平均值的比值	最大值与最小值的比值
年平均		1660	1231	2412	0.74	1.45	1.96
1 月	0.12	518	423	667	0.82	1.29	1.58
2 月	0.17	456	369	558	0.81	1.22	1.51
3 月	0.08	444	365	534	0.82	1.20	1.46
4 月	-0.34	540	431	856	0.80	1.59	1.99
5 月	-0.03	835	455	1275	0.55	1.53	2.80
6 月	0.07	2051	932	3630	0.45	1.77	3.89
7 月	0.04	3717	1970	6110	0.53	1.64	3.10
8 月	-0.12	3596	1790	7070	0.50	1.97	3.95
9 月	-0.05	3587	1788	5565	0.50	1.55	3.11
10 月	0.26	2310	1350	3730	0.58	1.61	2.76

11月	0.19	1147	831	1620	0.72	1.41	1.95
12月	0.11	708	558	945	0.79	1.33	1.69

由上表不难看出在丰水期最大值基本上都是最小值的3倍，在枯水期也达到1.5倍左右，因此要想准确的预测径流结果，不能简单的建立以年际间径流为基础的时间序列模型，要研究径流在年内的变化情况。

3.2.2 年内变化规律

径流的年内变化规律主要是指历年各月月平均流量占历年年平均流量的比值。表3-2和图3.5统计了二滩水电站各月的多年平均值，由此我们可以看出：径流年内分配不均匀，最丰月份7月份多年平均流量达到3717m³/s，占多年平均的比例为18.7%，最枯月份3月份仅为540m³/s，所占比例仅为2.2%。最丰与最枯的比值为6.8。由下表可以看出，丰期(6-9月)水量占全年径流总量的比例高达65.1%，枯期水量(11-4月)达到19.2%，过渡期(10月和5月)达到15.7%。

表 3-2 径流年内各月变化情况表

日期	1月	2月	3月	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月
平均值	518	456	444	540	835	2051	3717	3596	3587	2310	1147	708
百分比	2.6	2.3	2.2	2.7	4.2	10.3	18.7	18.1	18.0	11.6	5.8	3.6

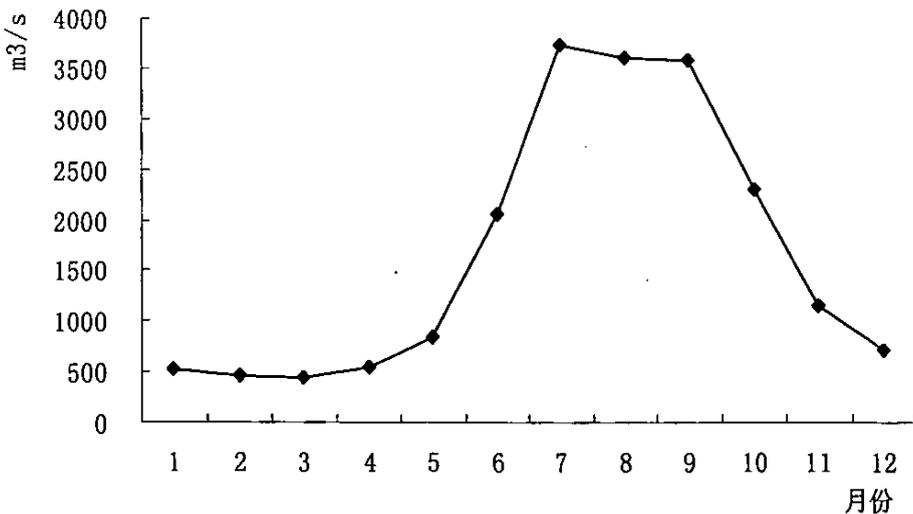


图 3.5 径流年内各月变化情况图

正是由于径流年内分配不均匀，对预测带来了很大的困难，为此，本文在接下来的部分将对月平均流量的变化规律进行分时段单独研究，即对枯期径流消退规律和丰期径流变化规律分别进行分析。

3.2.3 枯季径流消退规律

枯季(11~4月)降水量相对较小，径流主要由流域前期蓄水量(地下水)的消退和少量的降水而形成，具有明显的退水现象。研究枯季径流的变化对于准确的预测枯期水量具有非常重要的意义，本文选取1955-1956年、1964-1965、1988-1989年作为枯、丰、平代表年，来分析二滩入库径流的枯期退水情况，如下图所示，可以看出枯期退水明显，除在4月份有略微的上升趋势外，其它几个月份形成明显的退水规律。

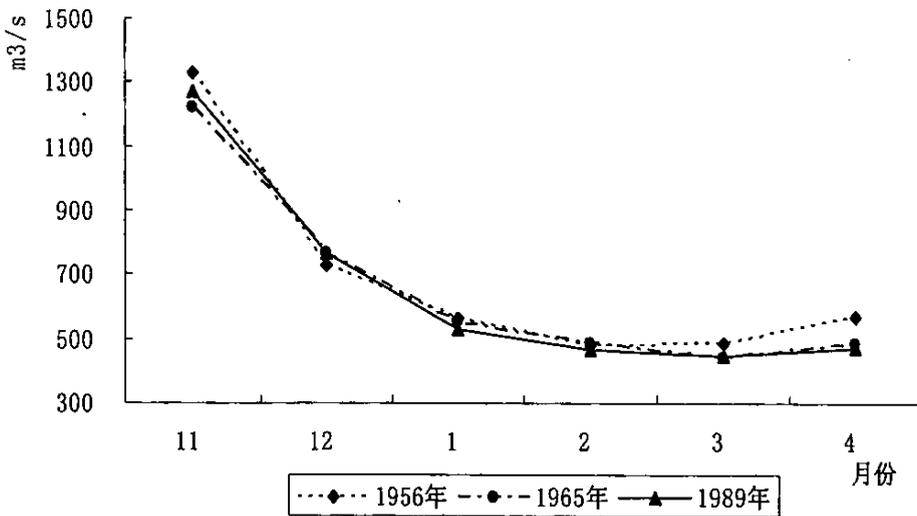


图 3.6 典型年枯水期流量变化图

下表列出了二滩入库径流枯期退水系数。

表 3-3 枯期退水系数变化表

月份	12	1月	2月	3月	4月
退水系数	0.59	0.73	0.87	0.96	1.11

现在换一个角度研究这几个月的互相关系数，如下表，可以看出除 3-4 月的互相关系数较低之外，其他各月份之间相关系数均在 0.9 以上，即这几个月份之间具有较好的线性相关关系。因此在预测枯期径流量的时候，可以采用退水系数方法或者时间序列的线性回归方法进行准确的预测。

表 3-4 枯期各月互相关系数变化表

	11-12月	12-1月	1-2月	2-3月	3-4月
相关系数	0.944	0.941	0.951	0.925	0.473

3.2.4 汛期径流变化规律

雅砻江流域二滩水电站的汛期入库径流主要是由降雨引起的，所以汛期流量变化大，仍以 1956 年、1965、1989 年作为枯、丰、平代表年，绘制三年汛期月平均流量变化图，如下图所示，我们可以看出，三年 6-10 月份汛期流量变化非常大，基本没有什么规律可言，因此仅仅以径流资料为基础准确的预测汛期流量是不现实的。但由于资料条件的限制(没有获得降雨资料)，未能尝试建立径流和降水资料之间的关系，因此，在本文的研究过程，对汛期径流的预测，只预测径流的变化区间，即未来丰水期各月经流的最小值和最大值，不给出推荐结果。

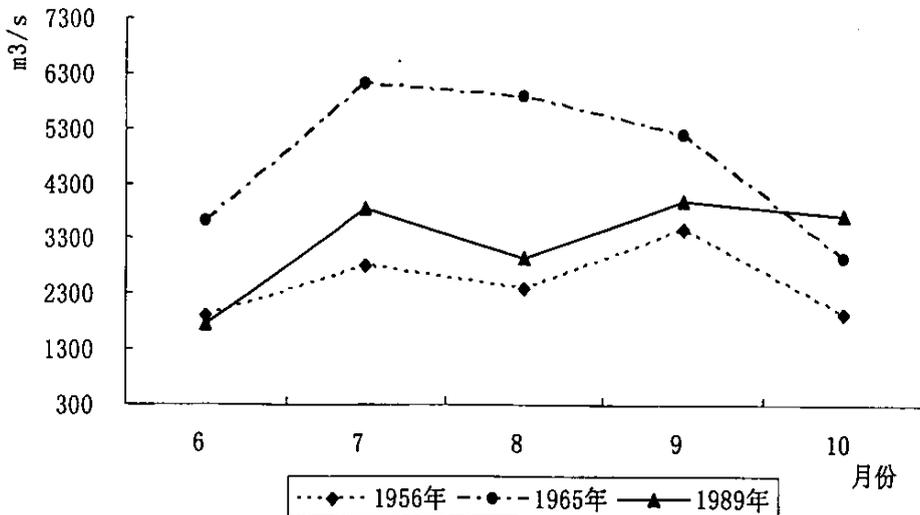


图 3.7 代表年汛期流量变化图

3.3 小波分析方法概述

3.3.1 小波分析理论

在对水文时间序列的基本刻画中，常常采取时域和频域两种基本形式。时域分析是从时间域上描述水文序列，具有时间定位能力，自相关分析和互相关分析就是常用的时域分析方法，但它无法得到关于水文时间序列变化的更多信息(如采样率、周期等)。1822年 Fourier 提出的频域分析方法—Fourier 变换，可以揭示水文时间序列的频率成分，具有准确的频率定位能力。这样，许多在时域上看不清楚的问题，通过频域分析就显得清晰了。20 世纪 80 年代由 Morlet 等人提出了具有时频多分辨功能的小波分析方法，该方法可以提取某一时段的频域信息或者某一个频段的时间信息，因此为更好的处理非平稳时间序列变化特性奠定了基础。水文时间序列(如暴雨、洪水、径流)几乎都是非平稳的，呈现各种各样的特性。例如，日流量过程，枯期变化平稳，汛期变化剧烈，涨水落水之间发生一个峰点。对这样的过程，枯期的分析可粗一点，而汛期分析可精细一点，即前者的分辨率低一点，后者高一点。因此，小波分析非常适合水文时间序列^[1-8]。

在水文学研究领域引进小波分析方法开创了一条崭新的研究途径，极大地丰富了水文学的内容。小波分析在水文学应用中发挥了重要的作用，形成了水文小波分析的新技术。

3.3.2 小波分析方法

3.3.2.1 小波变换

数学上把小波变换^[1-10]定义为：设母小波 $\psi(t)$ 为一平方可积函数，若其 Fourier 变换满足小波函数的可容许条件，则对于任意函数 $f(t) \in L^2(R)$ ，其连续小波变换公式为：

$$W_f(a, b) = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (3-1)$$

式中， $W_f(a, b)$ 是小波变换系数，函数 $|a|^{-1/2} \psi \left(\frac{t-b}{a} \right)$ 是由母小波 $\psi(t)$ 平移与

伸缩而得到的一族函数, $\psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right)$ 为 $\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ 的复共轭, a 是尺度参数, 在一定意义上 $1/a$ 对应于频率 ω , b 为时间参数, 反映时间上的平移。因此, 小波分析实际上是由一族小波函数表示的时间函数 $f(t)$, 通过小波变换就可得到小波变换系数, 而对这些系数的分析就可以显示出 $f(t)$ 的时频特性和其重要的局部变化特性。

实际工作中, 序列往往是离散的, 离散的小波变换的形式为 :

$$W_f(a,b) = |a|^{-1/2} \sum_{k=1}^N f(k\Delta t) \psi\left(\frac{k\Delta t - b}{a}\right) \quad (3-2)$$

式中, $k=1,2,\dots, N$; Δt 为取样时间间隔。 $W_f(a,b)$ 能同时反映时域参数 a 和频域参数 b 的特性, 它是时间序列 $f(t)$ 或者 $f(k\Delta t)$ 通过单位脉冲响应滤波器的输出。当 a 较小时, 对频域的分辨率低, 对时域的分辨率高; 当 a 增大时, 对频域的分辨率高, 对时域的分辨率低。因此, 小波变换实现了窗口的大小固定、形状可变的视频局部化功能。

$W_f(a,b)$ 随时间参数 a 和 b 而变化, 因此可以作出以 b 为横坐标, a 为纵坐标的关于 W_f 的二维等值线图, 称为小波变换系数图。通过小波系数图可以得到关于时间序列变化的小波变化特征。在尺度 a 相同情况下, 小波变换系数随时间的变化过程反应了系统在该尺度下的变化特征: 正的小波变换系数对应于偏多期, 负的小波变换系数对应于偏少期, 小波变换系数为零对应着突变点; 小波变换系数绝对值越大, 表明该时间尺度变化越显著。因此采用小波分析方法可以识别序列的多时间尺度演变特性和突变特征^[11-24]。

本文应用小波变换方法对二滩水电站入库流量多年变化特性进行分析时, 采用的小波函数为 Marr 小波 (墨西哥帽小波, Mexican hat 小波) 和 Morlet 小波, Marr 小波表达式如下:

$$\varphi(t) = (1-t^2)e^{-t^2/2} \quad (3-3)$$

以分析二滩年平均流量变化规律为例, 结合式 (3-2), 得到小波变换系数的表达式为 (3-4), 其中 $\Delta t = 1$, $f(k)$ 为第 k 年的年平均流量。

$$W_f(a,b) = |a|^{-1/2} \sum_{k=1}^N f(k) \left(1 - \left(\frac{k-b}{a}\right)^2\right) e^{-\left(\frac{k-b}{a}\right)^2/2} \quad (3-4)$$

Morlet 小波为复数小波，其表达式如下：

$$\phi(t) = e^{i\omega_0 t} e^{-t^2/2} \quad (3-5)$$

式中： ω_0 为常数当 $\omega_0 \geq 5$ 时，Morlet 小波就能近似满足允许条件。对于离散序列，结合式(3-2)，得到 Morlet 小波变换系数的表达式为(3-6)。其中 $\Delta t = 1$ ， $f(k)$ 为第 k 年的年平均流量。

$$W_f(a,b) = |a|^{-1/2} \sum_{k=1}^N f(k) e^{i\omega_0(\frac{k-b}{a})} e^{-(\frac{k-b}{a})^2/2} \quad (3-6)$$

对于复函数来说， $f(k)e^{-(\frac{k-b}{a})^2/2}$ 可以看成复函数的模， $\omega_0(\frac{k-b}{a})$ 为复函数的俯角。

模和俯角正弦值的乘积就是复数的虚部，模和俯角余弦值的乘积就是复数的实部。

3.3.2.2 小波方差

将时间域上关于尺度 a 的所有小波系数的平方进行积分，即小波方差：

$$Var(a) = \int_{-\infty}^{+\infty} |W_f(a,b)|^2 db$$

在一定尺度下， $Var(a)$ 表示时间序列中该尺度周期波动的强弱(能量大小)。小波方差随尺度变化的过程，称为小波方差变化图，该图能反映水文时间序列中所包含的各种尺度(周期)的波动及其强弱(能量大小)随尺度变化的特性。因此，通过此图可以非常方便的查找一个时间序列中起主要作用的尺度(周期)。

3.4 二滩水电站入库径流变化特性分析

二滩水电站入库径流变化特性分析采用的径流资料为1953-2003年共51年的逐年月平均流量资料，对二滩水电站入库径流变化特性的分析包括二滩水电站入库年、月平均流量变化特性分析两个部分，通过分析找出二滩水电站多年径流的演变规律。

3.4.1 二滩水电站入库年平均流量变化特性分析

对二滩水电站入库年平均流量变化特性分析将分别采用 Marr 小波和

Morlet 小波两种小波形式。

3.4.1.1 Marr 小波分析结果

对二滩水电站年平均流量标准化之后, 带入式(3-4), 通过取不同的 a 和 b , 计算小波变换系数 $W_f(a,b)$, 绘制小波变换系数二维等值线图, 如图 3.8:

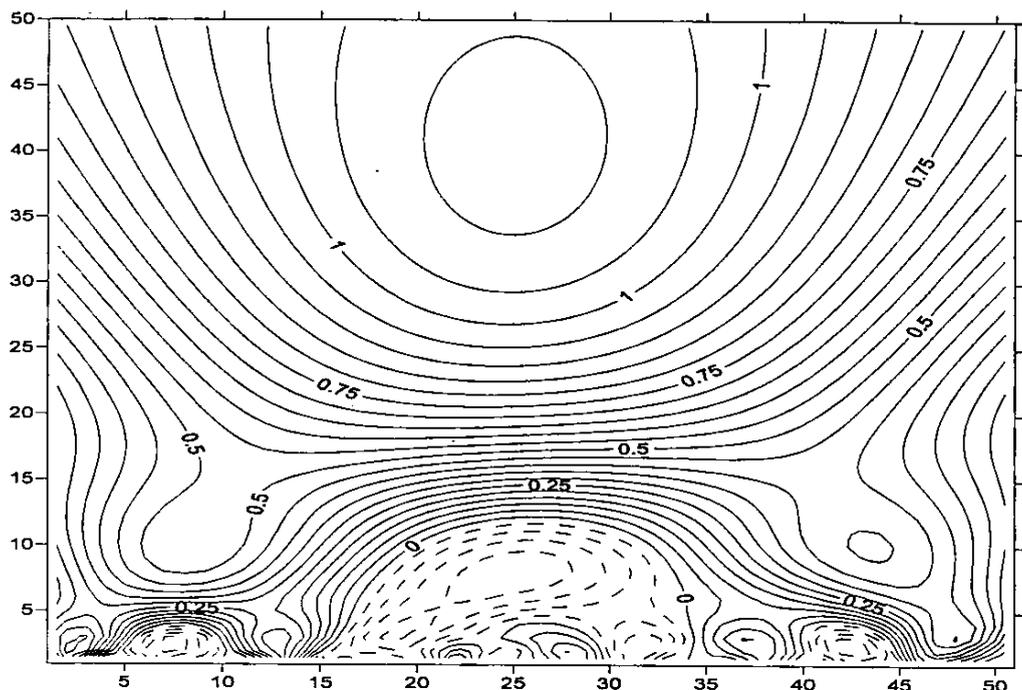


图 3.8 二滩水电站年平均流量标准化过程 Marr 小波变换系数时频分布

通过二维等值线图, 可以得到关于年径流序列变化的一些特征。每一年的小波特征通过垂直方向截取来考察, 每一种周期小波随时间变化通过水平截取来考察。本文主要关心在主要尺度下的小波系数变化情况。在不同时间尺度下的小波系数反映不同时间尺度下径流变化的基本特征: 小波系数大于零(二维等值线图中实线部分)对应径流序列的丰水期; 小波系数小于零(等值线图虚线部分)对应着枯水期; 小波系数为零的地方为突变点。

从图 3.8 可以清楚的看出, 二滩水电站近 50 年的年径流量在不同时段表现出不同的周期变化和径流量异常的具体时间位置以及丰枯交替变化的过程。对

于较小的尺度(1~2年)而言,丰枯交替频繁且零乱。在尺度为3~5年左右的时候,出现了11次丰枯交替的过程。即1958年以前的丰水期、1958-1963年的枯水期、1963-1968年左右的丰水期、1968-1973年枯水期、1973-1976年左右的丰水期、1976-1980年左右的枯水期、1980-1983年的丰水期、1983-1988年的枯水期、1988-1993年左右的丰水期、1993-1997年之间的枯水期、1997年之后的丰水期。在尺度8~11年左右的情况下,主要出现了三次比较大的丰枯交替过程,即1970年之前的丰水期、1970~1989年之间的枯水期和1989年之后的丰水期。从40年左右的尺度来看,年径流序列呈现丰水期特征。

图 3.9 是截取了特征尺度为 4、10、和 41 时,小波系数随时间的变化情况,可以更加直观的看到这几种尺度下径流的丰枯变化情况。

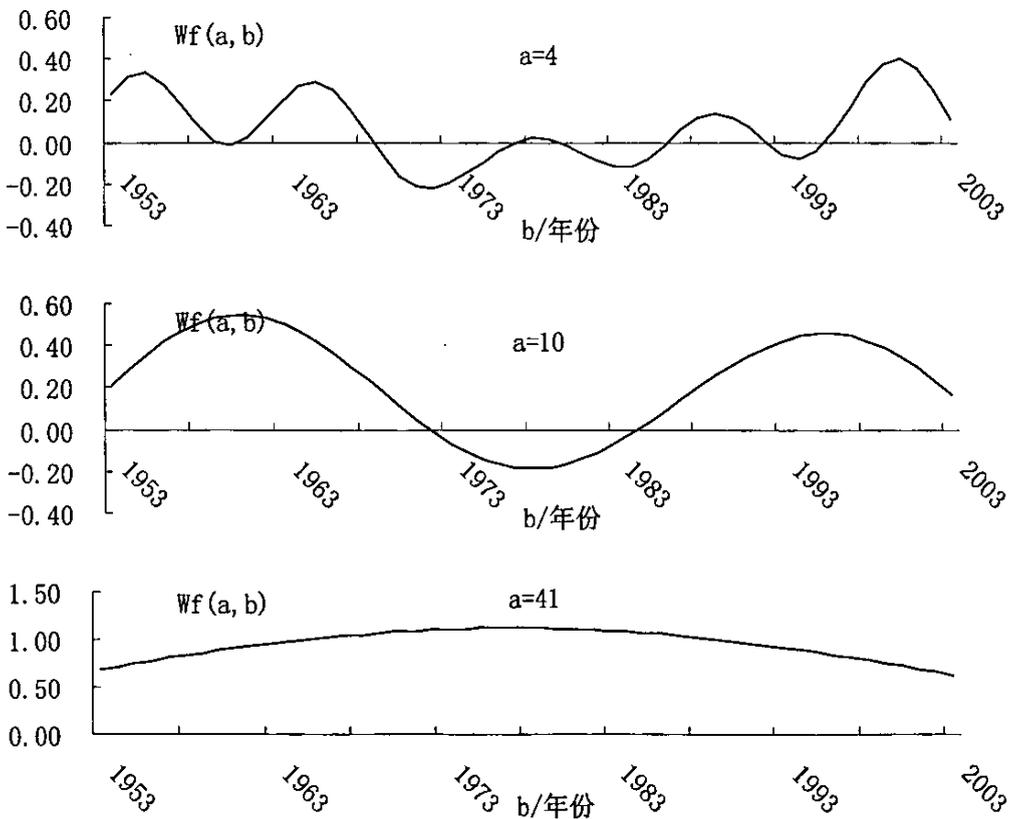


图 3.9 二滩水电站年平均流量过程不同尺度下的小波系数变化过程

3.4.1.2 Morlet 小波分析结果

将二滩水电站年平均流量进行标准化之后, 带入式(3-6), 通过取不同的 a 和 b , 计算小波变换系数 $W_f(a,b)$ 的实部、虚部、模平方等信息, 通过这些信息, 揭示年径流变化的多时间尺度变化特性。图 3.10 和 3.11 分别为 Morlet 小波变换的实部和模平方的二维等值线图。

(1) Morlet 小波变换的实部

Morlet 小波系数的实部包含给定时间和尺度下, 信号的强度和位相两方面的信息。Morlet 小波系数为正时, 表示径流量偏多, 为负值时, 表示径流量偏枯, 从小波系数的实部可以看出不同尺度下的丰枯位相结构, 表明不同的时间尺度所对应的径流丰枯变化是不同的, 小尺度的丰枯变化则表现为嵌套在较大尺度下的较为复杂的丰枯结构。

从图 3.10 可以清晰的看到, 年径流序列存在明显的年际变化(小于 10 年)和年代际变化(大于 10 年), 从上而下看, 径流序列存在 30 年左右、8-10 年左右较为明显变化规律。

分别绘制尺度为 30 和尺度为 8 时的小波系数实部变化图(图 3.12, 3.13), 从图中可以清晰的看到径流的丰枯交替变化情况。

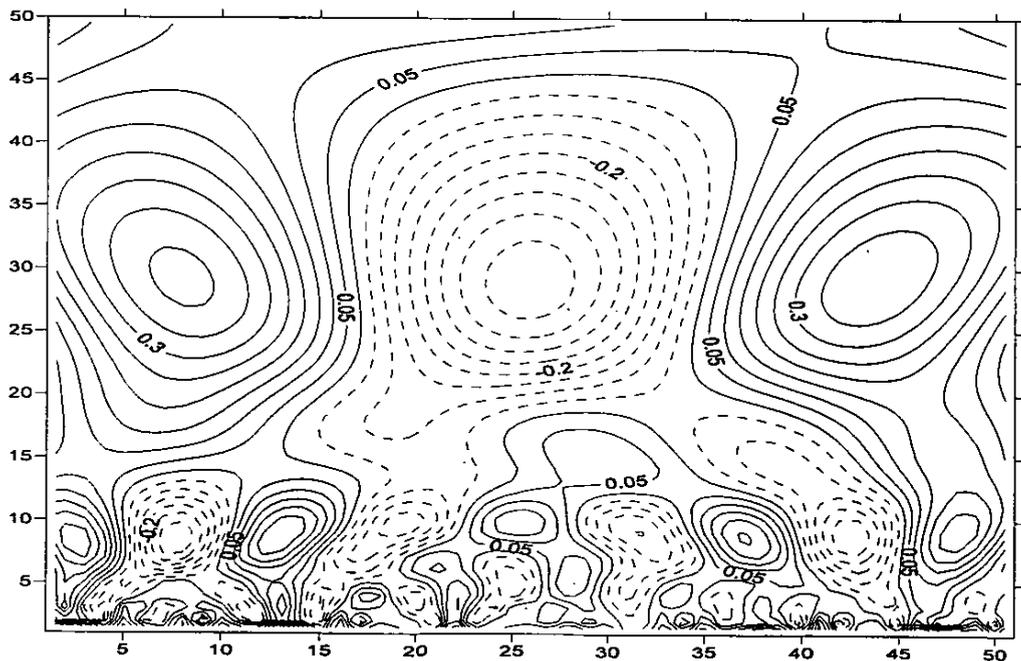


图 3.10 二滩水电站年平均流量 Morlet 小波变换的实部分布

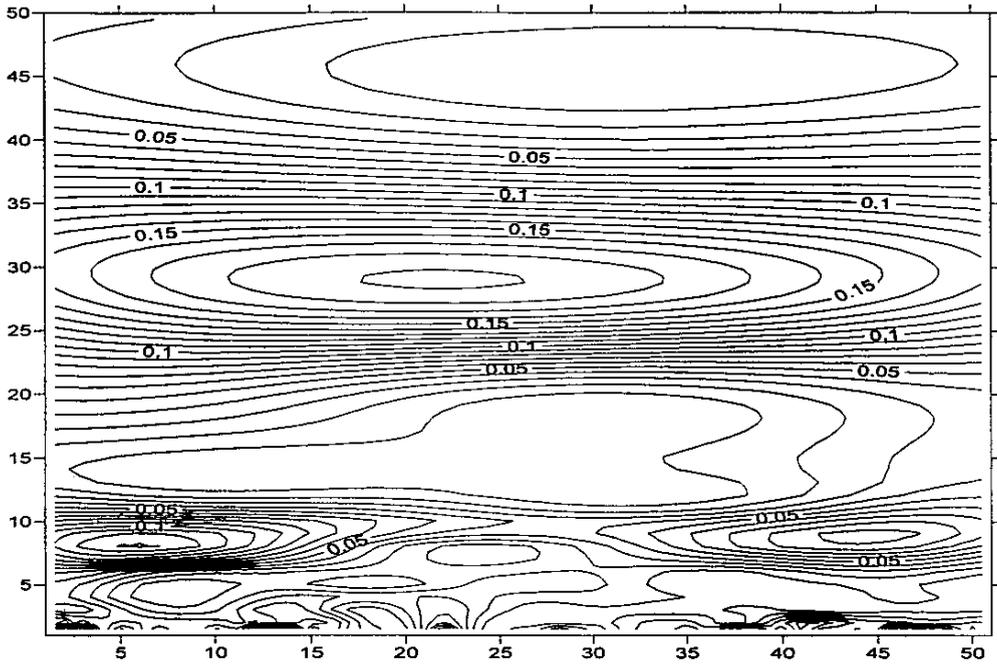


图 3.11 二滩水电站年平均流量 Morlet 小波变换的模平方的分布

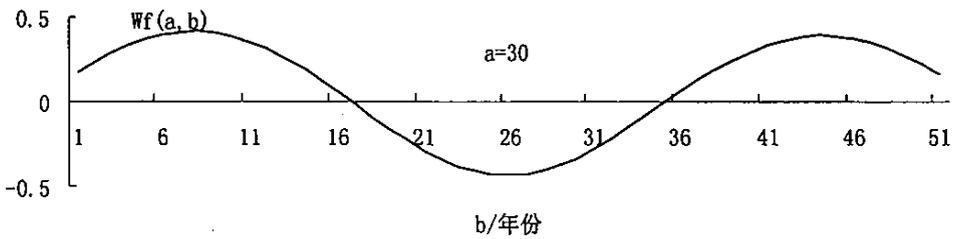


图 3.12 尺度为 30 年的小波系数实部变化过程

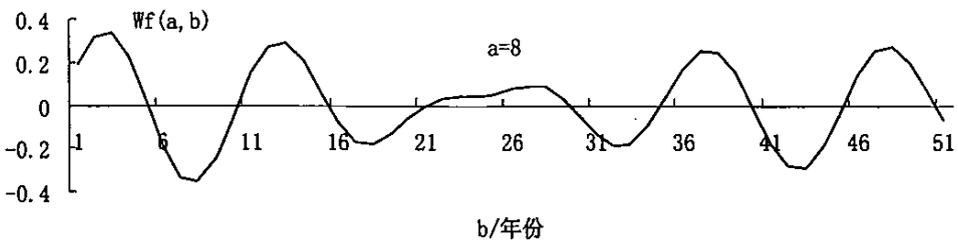


图 3.13 尺度为 4 年的小波系数实部变化过程

在 30 年尺度情况下, 径流变化出现丰枯交替的两次振荡, 具体表现在 1970 年之前的丰水期、1970-1989 年之间的枯水期和 1989 年之后的丰水期。从图可以看出 30 年的周期性表现很稳定, 从 30 年的尺度来看未来 30 年, 年平均流量将由丰转枯。

在 8 年尺度情况下, 径流丰枯变化较为频繁, 表现在 1957 年之前的丰水期、1957-1964 年的枯水期、1964-1969 年的丰水期、1969-1975 年的枯水期、1975-1982 年的丰水期、1982-1988 年的枯水期、1988-1993 年的丰水期、1993-1999 年的枯水期和 1999 年之后的丰水期。

(2) Morlet 变换的模平方

小波系数的模平方相当于小波能量谱, 所以从小波系数模平方图可以看出不同周期的振荡能量, 尺度很小的时候, 变化很频繁, 在 5-10 年时间尺度下, 变化比较显著, 振荡中心主要发生在 1959 年左右和 1998 年左右, 而历史数据中 1959 年和 1998 年为历史上典型的枯水年和丰水年。在 30 年时间尺度的周期非常显著, 占据了整个时段, 能量最强。振荡中心为 1974 年左右, 而 1974 年是历史上罕见的丰水年(1974 年的实际年平均流量为 $2081 \text{ m}^3/\text{s}$, 历史中只发生了三次流量超过 $2081 \text{ m}^3/\text{s}$ 的情况, 分别是 1954 年的 $2330 \text{ m}^3/\text{s}$, 1965 年的 $2412 \text{ m}^3/\text{s}$ 和 1998 年的 $2141 \text{ m}^3/\text{s}$)。从图中还可以看出可能存在更大尺度(45 年)的周期变化, 其变化的等值线图还未完全闭合, 这种变化也是贯穿整个时段的, 振荡中心在 1988 年左右。

3.4.1.3 与传统分析方法的比较

采用传统方法分析序列的周期成分, 通常采用傅立叶变换求得序列的方差谱密度。本文将二滩年径流的方差谱密度和小波变换方差图进行比较。两者给出的主周期很接近, 从图 3.14 和 3.15 可以看出, 年径流过程中含有 9 和 30 年左右的周期。通过上述的分析, 可以清楚的看到, 小波分析方法不仅具有傅立叶变换的基本功能, 而且还能同时给出序列的时频局部结构, 很方便、很容易识别出水文时间序列的各种尺度变化、分布和突变点。

通过对径流序列的分析, 可以很清晰的看到二滩水电站年平均流量序列的演化规律, 这为准确预测其未来变化情况提供了科学依据。

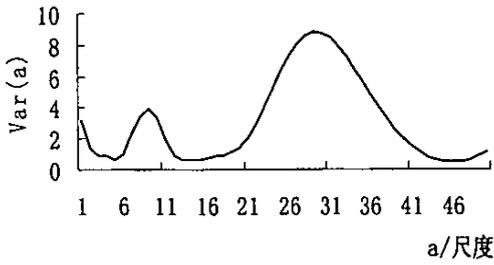


图 3.14 小波方差变化图

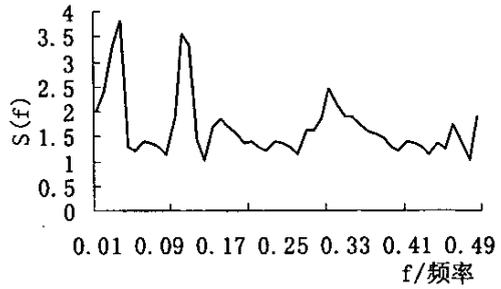


图 3.15 方差谱密度图

3.4.2 二滩水电站入库月平均流量变化特性分析

二滩水电站月平均流量变化特性采用 Morlet 小波进行分析,资料采用 1953 年-2003 年各月的月平均流量,组成月平均流量序列,总长度为 612 个月。分析得到小波变换的实部和模平方,分别如图 3.16 和 3.17。

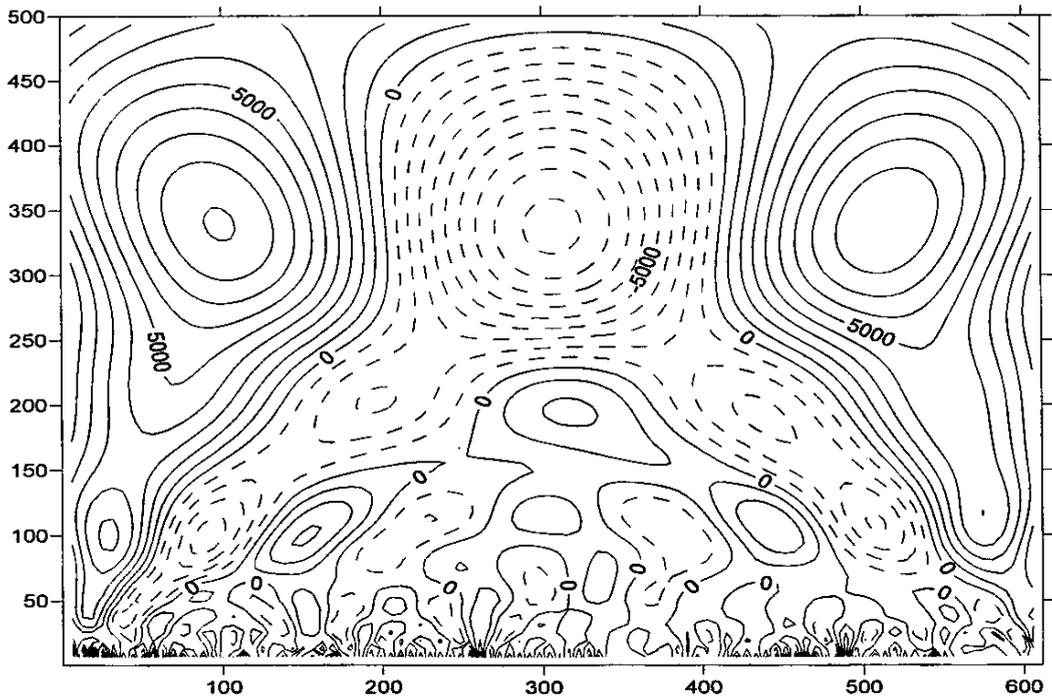


图 3.16 Morlet 小波变换的实部分布图

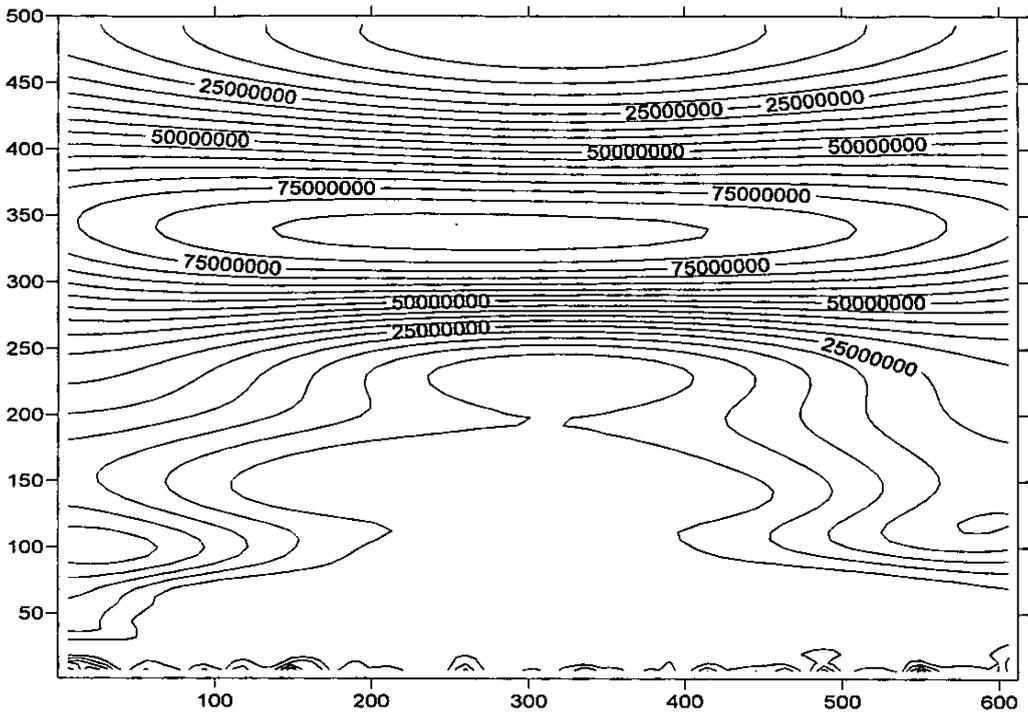


图 3.17 Morlet 小波变换的模平方分布图

从图 3.16 可以清晰的看到，时间尺度选择 350 月、200 月、100 月的情况下，月平均流量随时间出现了较为明显的周期性变化过程，可通过这三个时间尺度下小波变换实部的分布情况进行分析，如图 3.18 所示。

(1) 当时间尺度选择 100 的时候，月经流的丰枯变化主要经历了 8 次丰枯交替的过程，丰枯交替非常频繁，按照这种规律发展，在 2004 年和 2005 年将出现由丰水期向枯水期过渡的情况。

(2) 当时间尺度选择 200 月的时候，月经流的丰枯交替出现了四次，周期性变化规律更加显著，主要为 1965 年之前的丰水期、1965-1975 年的枯水期、1975-1983 年的丰水期、1983-1993 年的枯水期和 1993 年之后的丰水期。按照此规律进行预测，未来月经流在 200 尺度的变化将呈现偏枯方向。

(3) 当时间尺度选择 350 个月的时候，月经流的丰枯变化规律性更强，突变点主要发生在 1969(由丰转枯)和 1986 年(由枯转丰)，按照 350 个月的时间尺度变化情况分析，未来几年将呈现枯水状态。

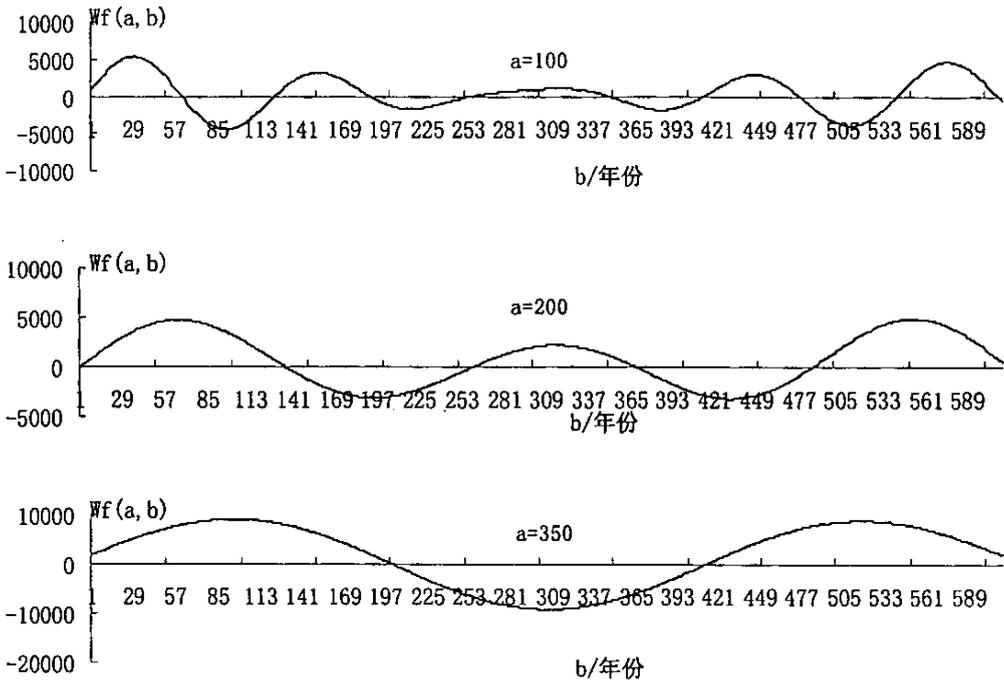


图 3.18 Morlet 小波变换的不同尺度下实部的变化过程

从图 3.17 小波变换的模平方分布情况可以看出, 350 月这个时间尺度周期非常明显, 跨越了整个时间段, 能量的中心集中在 1978-1979 年左右, 此周期对径流序列的贡献最大, 而历史上 1979 年是枯水年(1979 年实测流量 $1526 m^3/s$, 多年平均值为 $1659 m^3/s$, 最小值为 $1231 m^3/s$)。另外可能存在着大于 500 尺度的周期变化, 中心可能集中在 1981-1983 年左右, 较小尺度的周期变化不是很明显, 能量较低。

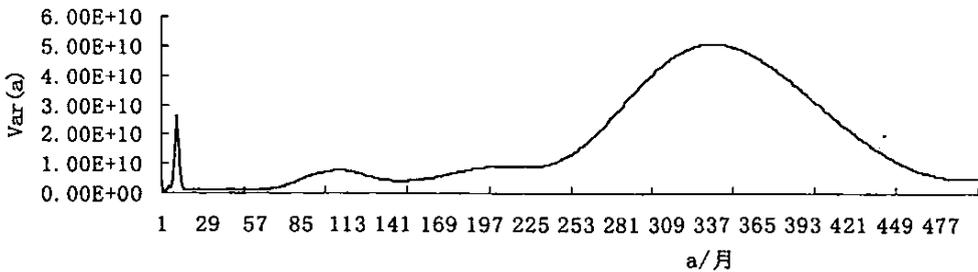


图 3.19 月径流变换的小波方差图

从图 3.19 小波变换的方差图可以看出，月平均流量序列存在 350 月、200 月、100 月和 10 月左右的四个主周期成分。其中 350 个月的周期成分非常显著，跨越的幅度很大，而 10 个月的周期成分历时短暂，跨越的尺度很小。

3.5 小结

本章通过分析二滩水电站入库径流年内、年均变化规律，对径流的变化情况有了清晰的了解，同时对年内枯水期和丰水期单独进行分析，从分析结果可以看出，枯期退水规律明显，相关性强。采用 Marr 小波和 Morlet 小波变换分析方法详细的分析了二滩水电站年、月径流序列的变化情况，通过分析特定尺度下小波系数的变化情况，可以清晰的看出序列的规律性，采用小波方差的方法得到序列中的主要周期成分，即年流量中存在 9 年和 30 年左右的周期成分，月径流序列中存在 350 月、200 月、100 月和 10 月四个主要周期成分。这些分析结果为准确预测二滩水电站的径流变化提供了重要参考，为二滩水电站的科学管理和优化运行提供了科学依据。

参考文献

1. 王文圣, 丁晶, 李跃清. 水文小波分析, 化学工业出版社, 2005
2. 李志芬, 张家权. 平稳时间序列法的分析和应用. 东北水利发电. 2001, 19 (200) 25-2
3. 王文圣, 丁晶, 向红莲. 小波分析在水文学中的应用研究及展望[J]. 水科学进展. 2002, 13(4): 515~520.
4. 王文圣, 赵太想, 丁晶. 基于连续小波变换的水文序列变化特征研究[J]. 四川大学学报(工程科学版). 2004, 36(4): 6~9.
5. 王文圣, 袁鹏, 丁晶. 小波分析及其在日流量过程随机模拟中的应用[J]. 2002(11): 43~48.
6. 马光文, 王黎. 水电竞价上网优化运行. 成都: 四川科学技术出版社[M]. 2003
7. 朱聪. 径流中长期预测模型研究. 四川大学. 2005.
8. 秦蓓蓓. 清江流域水文中长期预测研究. 四川大学. 2004.
9. 蒋晓辉, 刘昌明. 基于小波分析的径向基神经网络年径流预测[J]. 应用科学学报. 2004, 22(3): 411~414.
10. 刘素一, 权先璋, 张勇传. 小波变换结合 B P 神经网络进行径流预测[J]. 人民长江. 2003, 34(7): 38~39.
11. 薛小杰, 蒋晓辉, 黄强, 王煜. 小波分析在水文序列趋势分析中的应用. 应用科学学报[J]. 2002, 20(4): 426~428
12. 王文圣, 丁晶, 向红莲. 水文时间序列多时间尺度分析的小波变换法[J]. 四川大学学报(工程科学版). 2002, 34(6): 14~17.
13. 王文圣, 丁晶, 衡彤, 向红莲. 水文序列周期成分和突变特征识别的小波分析法[J]. 工程勘察. 2003 年第一期. 32~35.
14. 黄友波, 谢平, 夏军. 频谱分析方法在水文时间序列代表性分析中的应用[J]. 浙江水利水电专科学校学报[J]. 2002, 14(3): 1~3.
15. 张少文, 丁晶, 廖杰, 张学成, 王玲. 基于小波的黄河上游天然年径流变化特性分析[J]. 四川大学学报(工程科学版). 2004, 36(3), 32~37
16. 张少文, 黄河流域天然年径流变化特性分析及其预测. 四川大学. 2005
17. 冉启文. 小波变换与分数傅里叶变换理论及应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2001

18. 杨福生. 小波变换的工程分析与应用[M]. 北京: 科学出版社, 1999.
19. 张贤达, 保铮. 非平稳信号分析与处理[M]. 北京: 国防工业出版社, 1998.
20. 彭玉华. 小波变换与工程应用[M]. 北京: 科学出版社, 2002.
21. 李贤彬, 丁晶, 李后强. 水文时间序列分析的子波分析法[J]. 水科学进展, 1999, 10(2):144~149.
22. 李贤彬, 丁晶, 李后强. 水文水资源分析新方法~子波分析[J]. 水文科技信息, 1999, 14(2):16~21.
23. 刘俊萍, 田峰巍, 黄强, 佟春生. 基于小波分析的黄河河川径流变化规律研究[J]. 自然科学进展, 2003, 13(4):383~387.
24. 任震, 黄雯莹, 黄群古等. 小波分析及其在电力系统中的应用[M]. 北京: 中国电力出版社

4 二滩水电站智能预测系统理论研究

4.1 智能预测系统结构和思路

4.1.1 智能预测系统与传统预测系统的区别

智能是指激活了的知识，主要表现为收集、加工、应用、传播信息和知识的能力，以及对事物发展的前瞻性看法。智能得益于人的内在价值观和信仰，是基于知识的一种判断、谋略或行动。简单的说就是可以根据人们的需要自动得出理想的过程。而本文提到的智能预测系统就是根据用户的要求可以自动对各种模型的基础数据进行整理，自动优化模型参数，从而得到用户想要的预测结果。如图 4.1 给出了传统预测方法和智能预测方法的区别。

传统预测系统是以历史资料为基础，采用多种数理方法对未来年份流量进行预测。但是在实际操作中存在很多弊端，其中之一就是模型参数估计存在问题。随着资料变长，模型参数势必要重新进行调整，但是一方面不懂模型的人不知道怎么样进行估计，另一方面，每一模型的参数并不是单一的，也就是说呈现在软件界面上模型参数的选项很多，用户不知道怎么样进行搭配才能找到最优的结果，往往花费了很多时间，本文正是基于以上几个实际问题，提出了智能预测思路。

而智能预测思路是：在系统的设计过程中，考虑到上述问题的存在，因此在模型的建模过程中引入一种优化算法(本文采用遗传算法)，对模型的参数进行优化，让系统自己找到最优的模型参数。也就是说，在软件界面上不存在参数估计这一步，用户自己选择要预测的年份，系统会自动根据用户选择的年份自己寻找最优的模型参数，然后自动预测。

相比传统预测存在的不足，智能预测系统具有如下优点：

(1) 自动化强。在预测的过程中往往要设计多种预测模型，每个模型的参数也是很多，传统的定参方法未必得到最好的结果。而且随着实测资料的延长，势必要不断的修正模型参数，智能预测系统可以很好的解决上述问题，用户不用关心每一种模型的原理，也不用关心采取了什么模型，只需选择预测年份，系统会自动根据用户选择的年份，重新估计模型参数，并得出理想的效果。

(2) 安全性强，传统预测估计出的模型参数很容易就被修改，智能预测系

统没有参数估计这部分，因此模型参数不会保存在数据库中，而是在程序的运行过程中采用变量存储，因此不会出现误操作，轻易修改模型参数。

(3) 效率高。尽管在模型的参数估计过程中加入了优化算法，但是对计算速度几乎没有影响，因为涉及的约束和变量不多，问题简单。同时可以节省用户在传统预测过程中参数估计花去的大量时间。

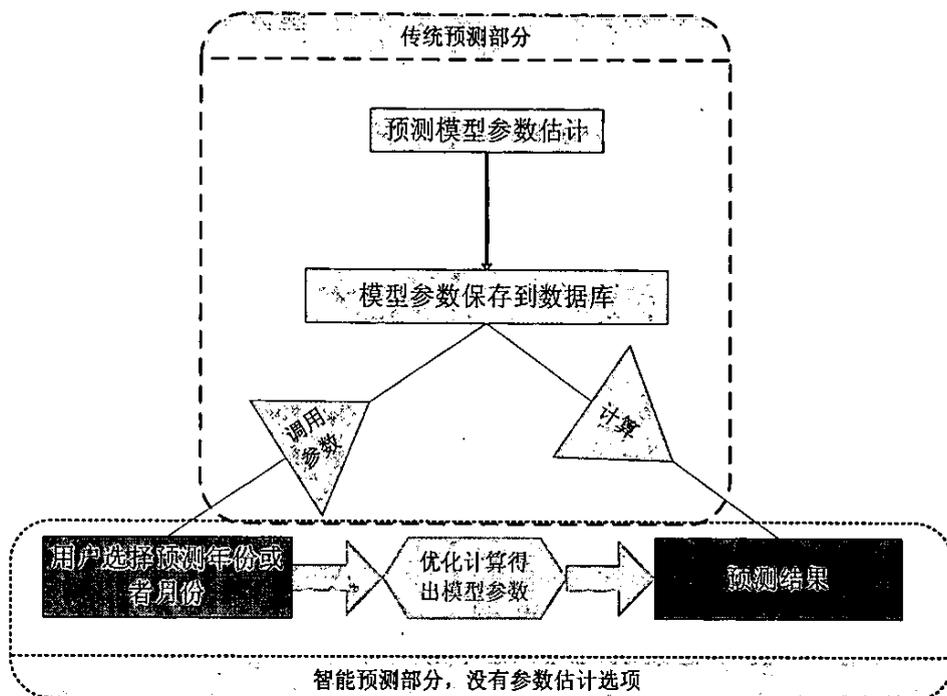


图 4.1 智能预测与传统预测的区别图

4.1.2 智能预测方案的总体框架

为编制二滩水电站年发电计划和进行期货电量交易以及进行月滚动计划决策的基本要求，考虑到流域的洪水、径流等特性，在进行多套方案、多种方法综合比较的基础上，提出了二滩水电站中长期径流预测方案的总体框架，包括年度来水量预测、月平均流量预测、月平均流量过程预测、径流的丰枯形式分析等几部分。

4.2 遗传算法原理

4.2.1 遗传算法的基本概念

遗传算法 (Genetic Algorithms) 是模拟生物界的遗传和进化过程而建立起来的一种搜索算法, 体现着“生存竞争、优胜劣汰、适者生存”的竞争机制。

遗传算法的基本思想^[1-11]是从一组随机产生的初始解, 即“种群”, 开始进行搜索, 种群中的每一个个体, 即问题的一个解, 称为“染色体”; 遗传算法通过染色体的“适应值”来评价染色体的好坏, 适应值大的染色体被选择的几率高, 相反, 适应值小的染色体被选择的可能性小, 被选择的染色体进入下一代; 下一代中的染色体通过交叉和变异等遗传操作, 产生新的染色体, 即“后代”; 经过若干代之后, 算法收敛于最好的染色体, 该染色体就是问题的最优解或者近优解。

图 4.2 表示了基本遗传算法的过程。计算开始时, 一定数目 N 个个体(父个体 1, 父个体 2、父个体 3, ……)被随机地初始化, 同时根据适应度函数, 计算每个个体的适应度, 第一代也即初始代就产生了。如果不满足优化准则, 开始产生新一代的计算。为了产生下一代, 按照适应度选择个体, 父代要求基因重组(交叉)而产生子代。所有的子代按一定规律变异, 然后子代的适应度又被重新计算, 子代被插入到种群中将父代取而代之, 构成新一代(子个体 1, 子个体 2、子个体 3, ……)。这一过程循环执行, 知道满足优化准则为止。

遗传算法可以归纳为两种运算过程: 遗传运算(选择)与进化运算(交叉和变异)。遗传运算模拟了基因在每一代中产生新后代的繁殖过程, 进化运算则是通过竞争不断更新种群的过程。

遗传算法与传统优化算法相比, 其特点可以归纳如下几点:

- (1) 遗传算法是对解集的编码进行运算, 而不是对解集本身进行运算。
- (2) 遗传算法的搜索始于解的一个种群, 而不是某些单个解。
- (3) 遗传算法只用适应度函数来评价解的优劣。
- (4) 遗传算法采用的是概率搜索, 而不是路径搜索。

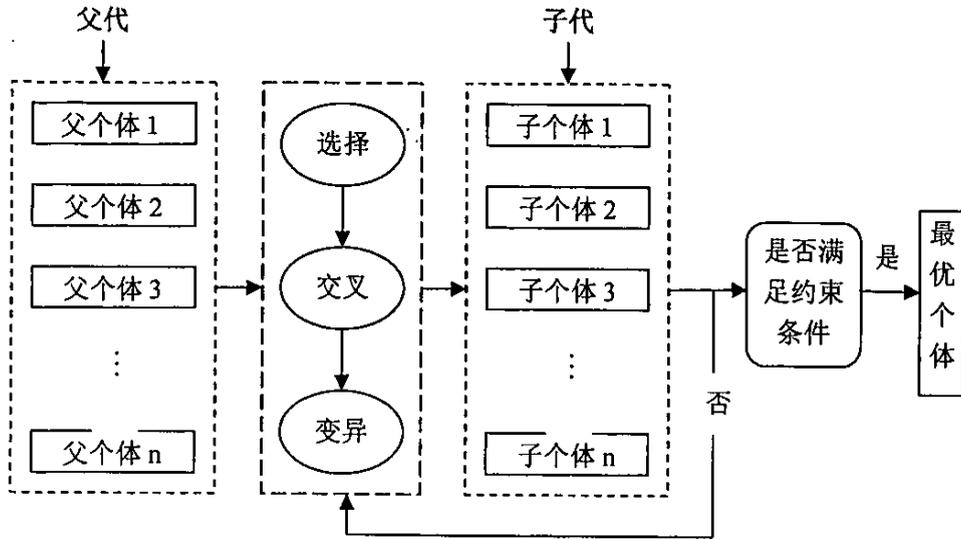


图 4.2 遗传算法的过程

遗传算法具有如下优点：

(1) 广泛的适应性。遗传算法是模拟生物界而构造出的一种自然算法，以概率选择为主要手段，不涉及复杂的数学知识，亦不关心问题本身的内在规律。因此，遗传算法可以处理任意复杂的目标函数和约束条件。

(2) 全局优化。由于遗传算法不采用路径搜索，而采用概率搜索，所以是概率意义上全局搜索。因此，解决问题无论是否为凸性的，理论上都能获得最优解，避免落入局部极小点。

4.2.2 遗传算法运行过程

本文采用了最基本的二进制编码遗传算法来优化模型的参数，下面介绍二进制遗传算法的运行过程。

(1) 染色体编码：采用二进制染色体编码，二进制串的长度取决于变量所要求的精度。本文中各种需要估计的模型参数，可以统一用二进制编码，形成一个完整的二进制串。

(2) 染色体的评价

找到适当的目标函数作为适应度函数，进行染色体评价，本文中各种模型的目标函数可以选取预测误差平均值最小。评价通常要进行下面的步骤：

- ① 将染色体的二进制表达转化成十进制表达。

$$\begin{aligned} V &= (v_1, v_2, \dots, v_k, \dots, v_p) \rightarrow X' \\ &= (x'_1, x'_2, \dots, x'_k, \dots, x'_p), k=1, 2, \dots, P \end{aligned} \quad (4-1)$$

式中：P 为种群的大小。

- ② 将染色体的十进制表达转化为问题的空间变量。

$$\begin{aligned} X &= (x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_p) \rightarrow X \\ &= (x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_p) \end{aligned} \quad (4-2)$$

- ③ 计算染色体的适应值，遗传算法以适应值评价染色体的优劣。

$$fitness(V) = f(X) \quad (4-3)$$

(3) 染色体的选择

根据染色体的适应值决定那些染色体进入下一代的工作是通过“选择”步骤来完成的。“轮盘选择”方法是常用的一种选择方法，这种选择策略的基本思想是：根据各染色体适应值的大小与全体染色体适应值之和的比值，确定各染色体被选择进入下一代的概率。适应值越大进入下一代的可能性越大，反之，则越小。具体做法是：将所有染色体的适应值之和看作一个轮盘，每个染色体根据其适应值的大小划分在轮盘中占据的范围，然后，旋转轮盘，当轮盘停下来时，指针所对应的染色体就被选中，完成一次选择过程。不断转动轮盘，直到选择到所需要的染色体个数为止。整个过程可以分为两部分，即概率计算和选择。

概率计算过程可以分为四个步骤：

- ① 计算每个染色体的适应值：

$$fitness(v_k) = f(x_k), \quad k=1, 2, \dots, P \quad (4-4)$$

- ② 计算种群中所有染色体的适应值之和：

$$F = \sum_{k=1}^P fitness(v_k) \quad (4-5)$$

- ③ 计算每个染色体的选择概率：

$$p_k = \frac{fitness(v_k)}{F}, \quad k=1, 2, \dots, P \quad (4-6)$$

④ 计算每个染色体的累计概率:

$$q_k = \sum_{j=1}^k p_j, \quad k=1,2,\dots,P \quad (4-7)$$

选择过程可分为两个步骤:

① 在 $[0, 1]$ 区间内产生一个均匀分布的随机数 r 。

② 若 $r \leq q_1$, 则选择第一个染色体 v_1 , 否则, 选择第 k 各染色体 $v_k (2 \leq k \leq p)$ 使得 $q_{k-1} < r < q_k$ 成立。

(4) 交叉运算

本文采用最简单的单断点交叉法, 首先, 在种群中根据预先确定的交叉率 P_c 随机选择一定数量的染色体作为双亲; 然后, 随机选择一个断点, 交换双亲断点右侧的基因链, 产生新的子代; 最后, 用子代染色体替代父代染色体, 产生新种群。交叉过程可通过如下步骤完成:

① 确定交叉率 P_c 。

② 对应染色体 $v_k (k=1,2,\dots,P)$, 在 $[0, 1]$ 区间内产生一个均匀分布的随机数 r_k 。若 $r_k < P_c$, 则该染色体被选为进行交叉操作的双亲之一; 否则, $k = k + 1$ 。

③ 在 $[1, v_d]$ 区间产生随机数 s 。其中, v_d 为染色体的维数, s 标定交叉断点的位置。

④ 交换双亲交叉点右端部分, 产生新子代。

⑤ 用子代替换双亲, 形成新的种群。

(5) 变异运算

变异是指染色体的基因以预定的概率发生改变, 即1和0互相转换。变异操作过程可以描述为: 首先, 根据变异率 P_m 随机选择参与变异的父代染色体, 这与选择参与交叉操作染色体方法相同; 然后, 在父代染色体上随机确定发生变异的基因位置并进行变异转换, 产生子代染色体; 子代染色体替换父代染色体。变异操作的具体步骤如下:

① 确定变异率 P_m 。

② 选择参与变异的父代 v_k 。

③ 在 $[0, d_v]$ 区间产生随机数 s , 对父代 v_k 的 s 位置的基因进行0、1互换。

④ 用子代替换父代。

经过以上步骤完成了遗传算法的一次迭代, 即完成了第一代进化, 根据指

定误差来控制或者通过遗传代数来控制最终迭代的步数，最后得到最优解或者近似最优解^[1-11]。

4.3 年平均流量智能预测理论

年平均流量预测属长期预测范畴，难度大，其基本理论、预测技术还在发展之中，本文采用灰色拓补预测法、AR模型、神经网络模型、小波网络模型、趋势预测等模型对二滩水电站年平均流量进行预测。

4.3.1 定性预测

所谓定性预测是指预测未来年份年平均流量的概率分布，而不预测出具体结果。本文采用马尔可夫链和权马尔可夫链进行定性预测。

4.3.1.1 马尔可夫链

(1) 原理

马尔柯夫过程^[12,13]的特点：当过程在时刻 t_0 所处的状态为已知时，过程在 $t(>t_0)$ 所处的状态与过程 t_0 时刻之前的状态无关，这种特性称为无后效性。用分布函数描述就是：如果对时间 t 的任意 n 个数值 $t_1 < t_2 < \dots < t_n, n \geq 3$ ，在条件 $X(t_i) = x_i, i = 1, 2, \dots, n-1$ 下， $X(t_n)$ 的分布函数恰好等于在条件 $X(t_{n-1}) = x_{n-1}$ 下， $X(t_n)$ 的分布函数，即：

$$F(x_n; t_n | x_{n-1}, x_{n-2}, \dots, x_1; t_{n-1}, t_{n-2}, \dots, t_1) = F(x_n; t_n | x_{n-1}; t_{n-1}), \quad n = 3, 4, \dots \quad (4-8)$$

则称 $X(t)$ 为马尔柯夫过程或简称马氏过程。式(4-8)右端的条件分布函数：

$$F(x; t | x'; t') = P\{X(t) \leq x | X(t') = x'\}, \quad t > t' \quad (4-9)$$

称为马氏过程的转移概率。

式(4-9)等价于：

$$f(x_n; t_n | x_{n-1}, x_{n-2}, \dots, x_1; t_{n-1}, t_{n-2}, \dots, t_1) = f(x_n; t_n | x_{n-1}; t_{n-1}), \quad n = 3, 4, \dots, \quad (4-10)$$

并由此证明 $X(t)$ 的 n 维概率密度为

$$f_n(x_1, x_2, \dots, x_n; t_1, t_2, \dots, t_n) = f_n(x_1; t_1) \prod_{k=1}^{n-1} f(x_{k+1}; t_{k+1} | x_k; t_k), \quad n = 1, 2, \dots \quad (4-11)$$

当取 t_1 为初始时刻, $f(x_1; t_1)$ 表示初始分布 (密度)。于是, 上式表明: 马氏过程的统计特性完全由它的初始分布 (密度) 和转移概率 (密度) 所确定。

最简单的马氏过程是马氏链—状态和时间参数都是离散的马氏过程。把状态转移时刻记为 $t_1, t_2, \dots, t_n, \dots$, 在 t_n 时刻发生的转移称为第 n 次转移; 并假设在每一个时刻 $t_n (n=1, 2, \dots)$, $X_n = X(t_n)$ 所可能取的状态 (即可能值) 为 a_1, a_2, \dots, a_N 。这时, 相应于式(4-9)有:

$$P\{X_n = a_{i_n} | X_{n-1} = a_{i_{n-1}}, \dots, X_1 = a_{i_1}\} = P\{X_n = a_{i_n} | X_{n-1} = a_{i_{n-1}}\} \quad (4-12)$$

如果进一步假设在“在 $X_{n-1} = a_i$ 的条件下, 第 n 次转移出现 a_j , 即 $X_n = a_j$ 成立”的概率与 n 无关, 那么可以把这个概率记为 p_{ij} , 即

$$p_{ij} = P\{X_n = a_j | X_{n-1} = a_i\}, \quad i, j = 1, 2, \dots, N; n = 1, 2, \dots \quad (4-13)$$

并称它为马氏链的(一步)转移概率。它具有如下性质:

$$p_{ij} \geq 0, i, j = 1, 2, \dots, N$$

和

$$(4-14)$$

$$\sum_{j=1}^N p_{ij} = 1, i = 1, 2, \dots, N$$

由转移概率 p_{ij} 构成的矩阵, 即

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1N} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ p_{N1} & p_{N2} & \cdots & p_{NN} \end{bmatrix} \quad (4-15)$$

称为马氏链的转移概率矩阵。它决定了 X_1, X_2, \dots 状态转移过程的概率法则。

(2) 应用结果

根据马尔柯夫原理, 分别对二滩水电站日历年年平均流量的历史资料进行频率分析, 按频率 10%~90% 划分为 10 种情况。根据历史来水流量的丰枯变化, 计算出历史上各阶段的马尔柯夫一步转移概率。

下表是计算的 2003 年年平均流量丰枯转移概率表。

表 4-1 二滩水电站年平均流量转移概率表

分级状态	转移概率	分级状态描述	流量区间/(m ³ /s)
<10%	0.20	概率小于 10% 的流量	大于 2007
10%—20%	0.00	概率在 (10—20%) 的流量	1922~2007
20%—30%	0.40	概率在 (20—30%) 的流量	1861~1922
30%—40%	0.00	概率在 (30—40%) 的流量	1758~1861
40%—50%	0.00	概率在 (40—50%) 的流量	1610~1758
50%—60%	0.00	概率在 (50—60%) 的流量	1545~1610
60%—70%	0.20	概率在 (60—70%) 的流量	1433~1545
70%—80%	0.00	概率在 (70—80%) 的流量	1399~1433
80%—90%	0.20	概率在 (80—90%) 的流量	1325~1399
>90%	0.00	概率大于 90% 的流量	小于 1325

由表 4-1 的结果可以看出 2003 年年平均流量<10%的概率是 0.20, 20%—30% 的概率是 0.40, 从分析结果可以看出 2003 年为丰水年, 而 2003 年的实测年平均流量为 1834 m³/s (二滩水电站多年平均流量为 1670 m³/s), 分析结果与实际情况相符合。

4.3.1.2 权马尔可夫链

由于河川径流量是一相依的随机变量, 各阶自相关系数刻画了各种滞时的径流量间的相关关系及其强弱。因而, 可考虑先分别依其前面若干时段的径流量对该时段径流量状况进行预测, 然后, 按前面各时段与该时段相依关系的强弱加权求和, 即达到充分、合理利用信息进行预测的目的。这就是权马尔可夫链预测的基本思想。

权马尔可夫链^[14-16]预测的方法步骤如下:

(1) 计算径流量序列各阶自相关系数 r_k 。

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x})^2} \quad (4-16)$$

式中 r_k 表示第 k 阶 (滞时为 k 的) 自相关系数; x_t 表示第 t 时段的径流量, \bar{x} 为径流量序列的均值, n 为径流量序列的长度。

(2) 对各阶自相关系数的规范化, 即:

$$w_k = |r_k| / \sum_{k=1}^m |r_k| \quad (4-17)$$

将它们作为各种滞时(步长)的马尔可夫链的权(m 为按预测需要计算到的最大阶数)。

(3) 建立径流量的分级标准(相当于确定马尔可夫链的状态空间), 根据资料序列的长短及具体问题的要求进行。例如, 可将年径流量分为丰、偏丰、正常、偏枯、枯 5 级(对应于状态空间为 $I = \{1, 2, 3, 4, 5\}$) 等。

(4) 按(3)所建立的分级标准, 确定资料序列中各时段径流量的状态。

(5) 对(4)所得的结果进行统计, 可得到不同步长的马氏链的概率转移矩阵, 它决定了径流量状态转移过程的概率法则。

(6) 分别以其前面若干时段各自的径流量为初始状态, 结合其相应的状态转移概率矩阵即可预测出该时段径流量的状态概率 $P_i^{(k)}$, i 为状态, $i \in I$, k 为滞时(步长), $k = 1, 2, \dots, m$ 。

(7) 将同一状态的各预测概率加权和作为径流量处于该状态的预测概率, 即:

$$P_i = \sum_{k=1}^m w_k P_i^{(k)} \quad (4-18)$$

式中符号意义同前。

根据权马尔可夫原理, 将二滩水电站日历年年平均流量的历史资料进行频率分析, 按频率 10%~90% 划分为 10 种标准。按上述步骤, 可以得到概率转移矩阵, 即可预测。以下是根据二滩水电站的年平均流量分析 2003 年的丰枯形势, 结果见表 4-2。

表 4-2 2003 年二滩水电站年平均流量转移概率表

分级状态	转移概率	分级状态描述	流量区间/(m^3/s)
<10%	0.20	概率小于 10% 的流量	大于 2007
10%~20%	0.00	概率在 (10-20%) 的流量	1922~2007
20%~30%	0.40	概率在 (20-30%) 的流量	1861~1922

30%—40%	0.00	概率在（30—40%）的流量	1758~1861
40%—50%	0.00	概率在（40—50%）的流量	1610~1758
50%—60%	0.00	概率在（50—60%）的流量	1545~1610
60%—70%	0.20	概率在（60—70%）的流量	1433~1545
70%—80%	0.00	概率在（70—80%）的流量	1399~1433
80%—90%	0.20	概率在（80—90%）的流量	1325~1399
>90%	0.00	概率大于 90%的流量	小于 1325

上表结果和马尔可夫链的分析结果完全一致，即 2003 年为丰水年。

4.3.2 定量预测

所谓定量预测就是能准确预测出未来某一时段的流量值，本文采用灰色拓补预测法、自回归模型、人工神经网络模型、小波网络模型等 4 中模型对年平均流量进行预测。

4.3.2.1 灰色 GM(1, 1)模型

年径流是各种参数和要素在一定空间和特定时间综合作用的结果，这些因素和要素通常不能准确测得和数量化，部分信息不清楚，可以认为是“灰信息”，因此可以采用灰色理论^[17-23]来预测。

灰色预测具有要求样本数据少、不考虑分布规律和变化趋势、原理简单、运算方便、预测精度高、可检验性强等优点，因而得到了广泛地应用。

(1) GM(1, 1)模型的建模过程

① 一阶累加生成

设有变量为 $x^{(0)}$ 的原始非负数据序列：

$$x^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)) \quad (4-19)$$

式中：

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k = 1, 2, \dots, n \quad (4-20)$$

序列 $x^{(1)}$ 具有近似的指数增长规律，而一阶微分方程的解恰是指数形式，

因此可以认为序列 $x^{(1)}$ 满足下述一阶线性微分方程。

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = u \quad (4-21)$$

式中： a 称为模型的发展参数，反映 $x^{(1)}$ 及原始数据序列 $x^{(0)}$ 的发展趋势； u 成为模型的协调系数，反映数据间的变换关系。确定 a 和 u 之后，通过求解上述微分方程就可得出 $x^{(1)}$ 随时间变化的规律。

② 计算GM(1, 1)模型中微分方程的参数 \hat{a} 和 \hat{u} 。

式(4-21)中参数 a 和 u 的值可以由下式求出：

$$\begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{u} \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y_n \quad (4-22)$$

式中：

$$Y_n = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} -1/2[x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2)] & 1 \\ -1/2[x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3)] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -1/2[x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n)] & 1 \end{bmatrix}$$

将所求得的 \hat{a} 和 \hat{u} 代入微分方程(4-21)有：

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + \hat{a}x^{(1)} = \hat{u} \quad (4-23)$$

通过求解上述微分方程，可得到累加数列 $x^{(1)}$ 的变化规律。

③ 建立灰色预测模型

求解上述微分方程(4-23)之后，首先得到累加数列 $x^{(1)}$ 的灰色预测模型为：

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = [x^{(0)}(1) - \frac{\hat{u}}{\hat{a}}]e^{-\hat{a}k} + \frac{\hat{u}}{\hat{a}}, k = 0, 1, 2, \dots \quad (4-24)$$

对上式再累减还原，得到原始数列 $x^{(0)}$ 的灰色预测模型为：

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = [1 - e^{-\hat{a}}] e^{-\hat{a}k} (x^{(0)}(1) - \frac{u}{\hat{a}}), k = 0, 1, 2, \dots$$

(2) 结果检验

根据二滩水电站实际情况，预留最后 8 年资料进行模型检验(下同)，其余资料用于建模，本文中二滩水电站年平均流量实测资料长度为 1953-2002 年共 50 年，即建模采用 1953-1994 年共 42 年年平均流量资料，采用 1995-2002 年 8 年年平均流量资料用于检验。模型检验结果见表 4-3，图 4.3。

表 4-3 灰色模型的拟合误差和预测误差成果表

相对误差取值	<10%	<20%	<30%	最大误差	最小误差
拟合阶段	92%	97%	100%	28.1%	0.41%
预测阶段	63%	75%	88%	-37.2%	0.47%

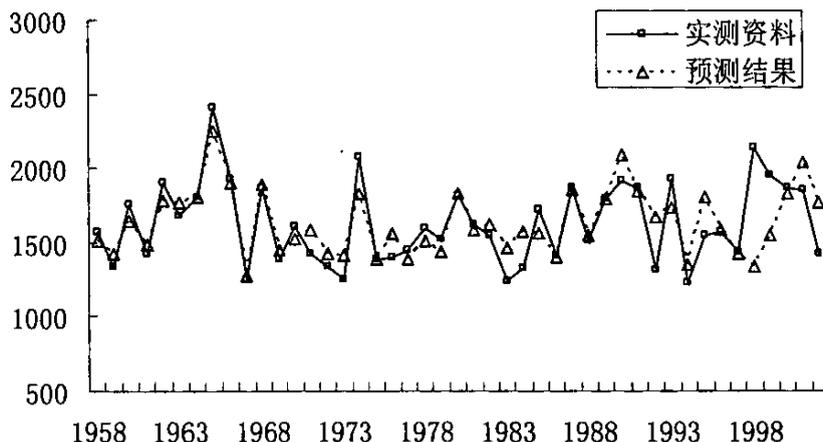


图 4.3 灰色模型预测值和实测值对比图

4.3.2.2 自回归模型

(1) 模型原理

一般自回归模型^{[13][25-29]}表示变量前后的相依性，其表达式如下

$$Q_t = u + \varphi_1(Q_{t-1} - u) + \varphi_2(Q_{t-2} - u) + \dots + \varphi_p(Q_{t-p} - u) + \varepsilon_t \quad (4-25)$$

式中, u 为序列 Q_t 的均值; $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ 为 AR(p) 模型回归系数; p 为阶数; ε_t 为固定方差 σ_ε^2 的白噪声序列。

(2) 参数估计方法

AR(p) 模型共有 $p+2$ 个参数, 即 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ 及 u 和 σ^2 。前面 p 个参数是自回归系数, 后面两个参数为序列的均值和方差。这些参数根据样本来估计, 其方法有矩法、极大似然法和最小二乘法等。本节介绍应用最多的矩法。其中 u 和 σ^2 由样本均值 \bar{Q} 和样本方差 S^2 估计; $\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_p$ 由样本自相关系数 r_1, r_2, \dots, r_p 代替; 回归系数 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ 由尤尔—沃克尔求解。即

$$\text{样本均值: } u \approx \bar{Q} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Q_i \quad (4-26)$$

$$\text{样本方差: } \sigma \approx S = \sqrt{(Q_i - \bar{Q})^2 / (n-1)} \quad (4-27)$$

$$\text{自相关系数: } \rho_k \approx r_k = \frac{\sum_{i=k+1}^n (Q_i - \bar{Q})(Q_{i-k} - \bar{Q})}{\sum_{i=1}^n (Q_i - \bar{Q})^2}, \quad k=1, 2, \dots, p \quad (4-28)$$

由尤尔—沃克尔方程式, 可以得到回归系数求解方程:

$$\begin{pmatrix} \varphi_1 \\ \varphi_2 \\ \vdots \\ \varphi_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{p-1} \\ \rho_1 & 1 & \cdots & \rho_{p-2} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \rho_{p-1} & \rho_{p-2} & \cdots & 1 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \vdots \\ \rho_p \end{pmatrix} \quad (4-29)$$

$$\text{残差方差: } \sigma_\varepsilon^2 = \sigma^2 (1 - \varphi_1 \rho_1 - \varphi_2 \rho_2 - \cdots - \varphi_p \rho_p) \quad (4-30)$$

(3) 智能 AR 模型建模步骤

① 只对 AR 模型的模型阶数进行编码, 因为一般 AR 模型的阶数不会超过 3, 因此采用遗传算法优化时, 种群数目和染色体数目很小, 类似于试算法。

② 把历史资料中最后 8 年作为检验年份, 以这 8 年的预测相对误差绝对值最小作为主目标函数, 以建模年份之内的相对误差绝对值最小为次要目标, 目标函数值越小说明选择的参数越合理。

③ 根据染色体解码后的模型阶数按上面的公式求得均值、方差和回归系数。

④ 根据得到的模型参数对检验年份年平均流量进行预测, 从而也得到了

遗传算法的目标函数值。

⑤ 应用遗传算法反复的交叉、变异最后优化出最优结果。

(4) 结果检验

二滩水电站月平均流量预测 AR 模型建模采用 1953-1994 年共 42 年年平均流量资料，采用 1995-2002 年 8 年年平均流量资料用于检验。根据遗传算法优化结果，采用 2 阶自回归模型，模型表达式如下：

$$Y_t = 3.25Y_{t-1} + 2.56Y_{t-2}$$

模型检验结果见表 4-4 和图 4.4。

表 4-4 AR 模型的拟合误差和预测误差成果表

相对误差取值	<10%	<20%	<30%	最大误差	最小误差
拟合阶段	78%	97%	100%	21.7%	0.39%
预测阶段	50%	100%	100%	14.6%	0.57%

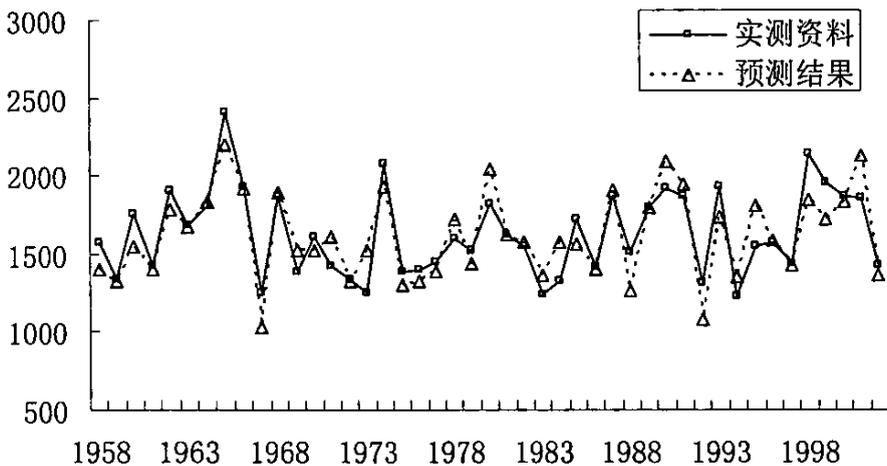


图 4.4 AR 模型预测值和实测值对比图

4.3.2.3 人工神经网络模型

(1) 模型原理

神经网络的生物原型是大脑，它是受生物大脑的启发而构成的一类信息处理系统。在生物大脑中，神经元是神经系统中的结构单元和功能单元，各神经元相互“连接”，构成庞大而复杂的网络。在人工神经网络中，神经元常称为“处

理单元”或“人工神经元”，有的地方也称为“节点”。人工神经元是生物神经元的一种近似，围绕它产生出了输入、输出、连接权、转移函数（激励函数）等基本概念。神经元是神经网络的基本处理单元，把许多个神经元连接起来构成一个神经网络，能完成复杂的“计算”任务，呈现出“智能”的特点^{[12][30-39]}。

神经网络模型的类型很多，水文过程模拟和预测中常用的是多层前馈网络中的 BP (Error Back Proragation)网络。

BP 网络的特点是：多神经元只接受前层的输入，并输出给下一层；多神经元有多种输入，但只有一种输出；输入层各接点只起输入作用。

BP 算法的基本思路是：以网络学习时输出层的输出与期望输出的误差为原则，将这个误差沿输出层到隐层，再到输入层的反向传播修正各层的连接权重和阈值，直到误差达到要求为止。

由于 3 层前馈神经网络模型应用较广泛，因此，我们仅以 3 层 BP 网络为例。一个典型的 3 层 BP 网络的拓扑结构如图 (4.5) 所示，

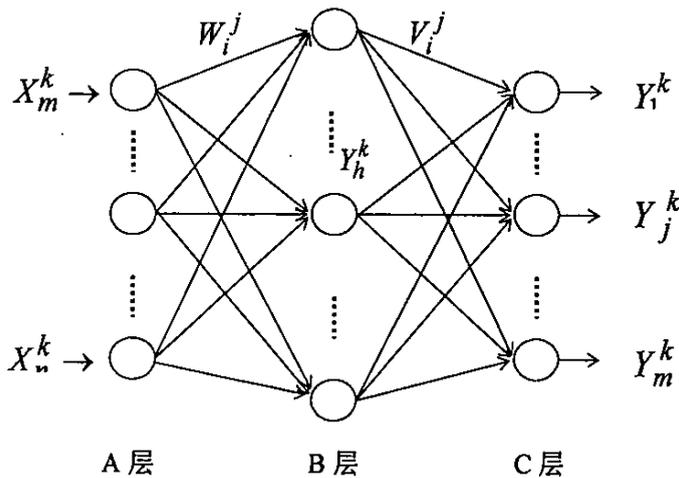


图 4.5 3 层 BP 网络结构示意图

其中：A 层为输入层，B 层为隐层，C 层为输出层。样本总数为 N 个，A 层输入节点数为 n 个，B 层的节点数为 p 个，C 层输出节点为 m 个。A 层与 B 层之间的连接权用 W_i^j ($i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, p$) 表示；B 层与 C 层之间的连接权用 V_i^j ($i=1, 2, \dots, p; j=1, 2, \dots, m$) 表示。B 层的各节点阈值为 b_i ($i=1, 2, \dots, p$)，C 层的各节点阈值为 c_i ($i=1, 2, \dots, m$)。

(2) 智能人工神经网络模型的建模步骤

① 对人工神经网络模型的输入层结点数、隐层结点数、动量系数、学习系数四个主要的变量进行二进制编码，组成初始种群。

② 把历史资料中最后 8 年作为检验年份，以这 8 年的预测相对误差绝对值最小作为主目标函数，以建模年份之内的相对误差绝对值最小为次要目标，目标函数值越小说明选择的参数越合理。

③ W_i^j 、 V_i^j 、 b_i 、 c_i 在 $(-1, 1)$ 之间取一个任意小的随机数。

④ 计算 B 层各节点的输出 B_i^k ：

$$B_i^k = f\left(\sum_{j=1}^n W_j^i X_j^k + b_i\right) \quad i=1, 2, \dots, p \quad (4-31)$$

式中： X_j^k 为输入层第 j 个节点的输入值；激励函数为 Sigmoid 函数。

⑤ 计算输出层的输出 Y_j^k ：

$$Y_j^k = f\left(\sum_{i=1}^p V_i^j B_i^k\right) \quad j=1, 2, \dots, m \quad (4-32)$$

⑥ 计算输出层的误差 E_j^k ：

$$E_j^k = Y_j^k (1 - Y_j^k) (T_j^k - Y_j^k) \quad j=1, 2, \dots, m$$

$$E_j = \sum_{k=1}^N E_j^k \quad (4-33)$$

式中： T_j^k 为输入层第 k 个节点的期望输出； E_j^k 为第 k 个样本在输出层第 j 节点的误差； E_j 为样本在输出层第 j 节点的误差总和， N 为样本总长。

⑦ 调整隐层每个处理单元与 E_j^k 有关的误差：

$$\phi_i^k = B_i^k (1 - B_i^k) \sum_{j=1}^m V_i^j E_j^k \quad i=1, 2, \dots, p \quad (4-34)$$

⑧ 调整隐层与输出层的连接权：

$$\Delta_k V_i^j = a B_i^k E_j^k \quad i=1, 2, \dots, p; j=1, 2, \dots, m$$

$$\Delta V_i^j = \sum_{k=1}^N \Delta_k V_i^j$$

$$V_i^j(t+1) = V_i^j(t) + \Delta V_i^j \quad (4-35)$$

式中： t 表示迭代次数。

⑨ 调整输出层各处理单元的阈值：

$$\Delta_k c_j = a E_j^k \quad j=1, 2, \dots, m$$

$$\Delta c_j = \sum_{k=1}^N \Delta_k c_j$$

$$c_j(t+1) = c_j(t) + \Delta c_j \quad (4-36)$$

⑩ 调整输入层与隐层之间的连接权：

$$\Delta_k W_j^i = a X_i^k \Psi_j^k \quad i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, p$$

$$\Delta W_j^i = \sum_{k=1}^N \Delta_k W_j^i$$

$$W_i^j(t+1) = W_i^j(t) + \Delta W_j^i \quad (4-37)$$

⑪ 调整隐层的阈值：

$$\Delta_k b_i = a \phi_i^k \quad i=1, 2, \dots, p$$

$$\Delta b_i = \sum_{k=1}^N \Delta_k b_i$$

$$b_i(t+1) = b_i(t) + \Delta b_i \quad (4-38)$$

⑫ 若误差 $E < \varepsilon$ ，停止训练，否则转到第三步。

⑬ 种群中的每条染色体经过解码之后，采用前面介绍的步骤，经过人工神经网络模型的学习过程之后就可以求得一个种群全部的目标函数值。

⑭ 采用遗传算法的基本操作过程，选择、交叉、变异之后就可以求得一个新的种群，再重复上面 3-13 的步骤，最后求得最优解。

(3) 结果评定

二滩水电站的年平均流量预测的人工神经网络模型建模采用资料为 1953~1994 年共 42 年的年平均流量资料，经优化计算之后确定输入层节点数

为 3，隐层节点数为 15，输出层节点数为 1，动量系数选择 0.85，学习系数选择 0.1。模型效果见表 4-5 和图 4.6。

表 4-5 人工神经网络模型的拟合误差和预测误差成果表

相对误差取值	<10%	<20%	<30%	最大误差	最小误差
拟合阶段	100%	100%	100%	-2.45%	0.05%
预测阶段	75%	100%	100%	-13.5%	-0.25%

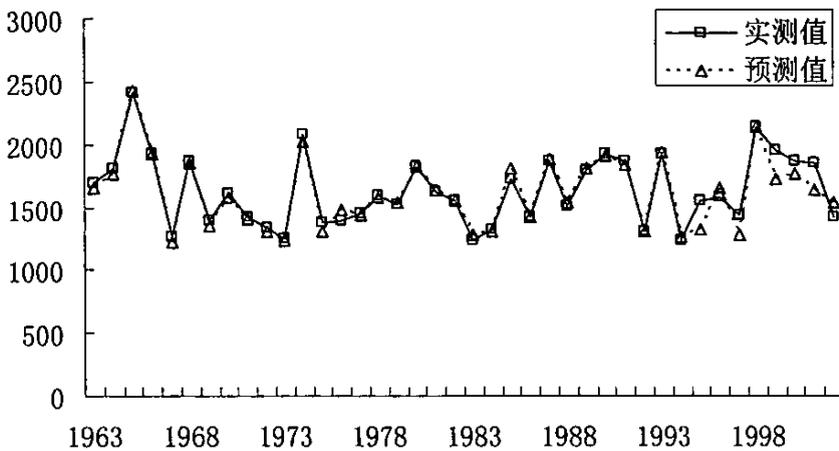


图 4.6 人工神经网络模型预测值与实测值对比图

4.3.2.4 小波人工神经网络组合模型

小波人工神经网络组合模型预测^[40-45]是采用快速小波分解算法对径流序列进行分解，分解成高频成分和低频成分，然后将这些成分作为人工神经网络的输入，对应的年平均流量作为人工神经网络的输出，经过人工神经网络的优化得到预测结果。

(1) 模型原理

人工神经网络的原理参见上一节，小波变换的原理参见第三章，下面介绍快速小波变换算法的基本操作。

快速小波变换算法常用的是 A Trous 算法^[1-5]，设水文时间序列 $\{Q(t), t = 1, 2, \dots, n\}$ ， $C_0(t) = Q(t)$ 。原理如下：

$$C_i(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h(k)C_{i-1}(t+2^i k) \quad (i=1,2,\dots)$$

$$W_i(t) = C_{i-1}(t) - C_i(t) \quad (i=1,2,\dots)$$

式中： $h(k)$ 为离散低通滤波器； $C_i(t)$ 、 $W_i(t)$ ($i=1,2,\dots,P$ ； P 为尺度数，一般取 n 的自然对数)分别为在尺度 i 下的背景信号和细节信号。称 $\{W_1, W_2, \dots, W_p, C_p\}$ 为在尺度 P 下的小波变换序列。通过小波变换，将复杂的时间序列分解成了不同频率块的子过程，即小波变换序列。这里滤波器用对称紧支撑三阶B样条(1/16, 1/4, 3/8, 1/4, 1/16)。

(2) 智能预测建模步骤

①用快速算法对年平均流量 $\{Q(t)\}$ 进行小波分解，得到小波分解序列 $\{W_1(t), W_2(t), \dots, C_p(t)\}$ ，这里 P 为小波变换的尺度， P 选择 \log_2^n 取整。

②人工神经网络模型的输入层为小波变化系数的个数，输出层为1，应用遗传算法对隐层个数、动量系数和学习系数进行编码，选取最后8年的预测相对误差绝对值最小作为主目标函数，拟合阶段预测相对误差绝对值最小为次目标，通过遗传算法的基本遗传变异操作得到最优值。

③其它过程与上述人工神经网络模型的建模过程一致。

(3) 结果评价

二滩水电站年平均流量预测小波网络模型建模采用资料为1953~1994年共42年的年平均流量资料，经优化隐层节点数为10，输出层节点数为1，动量系数为0.9，学习系数0.05。模型检验结果见表4-6和图4.7。

表 4-6 小波网络模型的拟合误差和预测误差成果表

相对误差取值	<10%	<20%	<30%	最大误差	最小误差
拟合阶段	95%	100%	100%	24.5%	0.05%
预测阶段	75%	88%	100%	29.7%	-1.64%

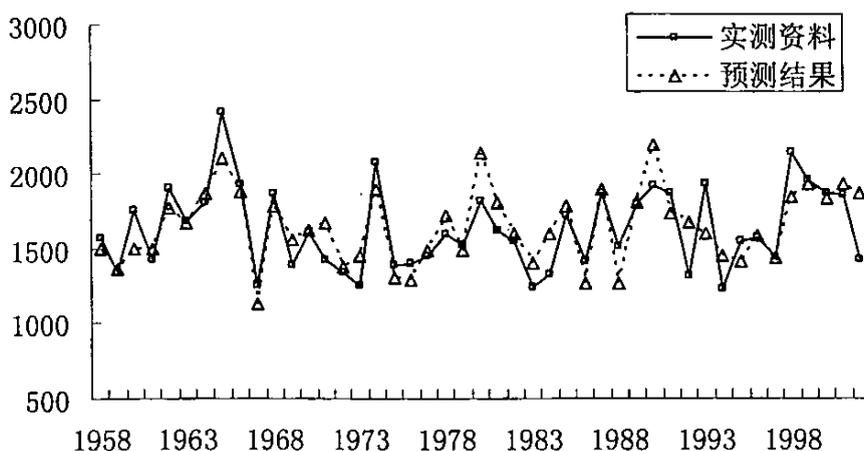


图 4.7 小波网络模型预测值与实测值对比图

4.4 月平均流量智能预测理论

4.4.1 枯期流量预测

二滩水电站枯期为 11 月开始到来年 4 月结束,对枯期流量的预测采用最近邻抽样回归模型、门限回归模型、分级退水曲线模型、小波网络模型等 4 种模型进行预测。

4.4.1.1 最近邻抽样回归模型

(1) 模型原理^{[12][15][46]}

已知水文时间序列 $\{X_t\}_n$, X_t 依赖于前 P 个相邻历史值 $X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-p}$ 。定义 $D_t = (X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-p})$, 称 D_t 为特征矢量, X_t 为 D_t 的后续值 ($t = p+1, P+2, \dots, n$)。已知当前特征矢量 $D_t = (X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-p})$, 如何预测其后续值 X_t ? 最近邻预测的基本思想是: 在已有的特征矢量 $D_t (t = p+1, P+2, \dots, n)$ 中, 总有 K 个与当前特征矢量 D_t 最近邻 (最相似), 从而在 D_t 中可得到 K 个最近邻特征矢量, 记为 $D_{1(t)}, D_{2(t)}, \dots, D_{k(t)}$, 其对应的后续值分别为 $X_{1(t)}, X_{2(t)}, \dots, X_{k(t)}$ 。

最近邻是根据 D_i 与 D_t 间的欧氏距离来判断, 距离越小, D_i 与 D_t 越近邻, 欧氏距离计算见式 (4-39)。 K 个最近邻特征矢量 $D_{1(t)}, D_{2(t)}, \dots, D_{k(t)}$ 与 D_t 间的

欧氏距离记为 $r'_{1(i)}, r'_{2(i)}, \dots, r'_{k(i)}$ 。当 $r'_{j(i)}$ 越小, 说明 $D_{j(i)}$ 与 D_i 越近邻, 则 $X_i = X_{j(i)}$ 的可能性 $W_{j(i)}$ 越大 ($j = 1, 2, \dots, K$)。也就是说, $X_{j(i)}$ 对 X_i 的贡献越大。这里把 $W_{j(i)}$ 记为 $X_{j(i)}$ 的抽样权重, 可见 $W_{j(i)}$ 与 $r'_{j(i)}$ 成反比。

$$r'_{i(i)} = \left(\sum_{j=1}^p (d_{ij} - d_{ij})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (4-39)$$

式中: $r'_{i(i)}$ 表示 D_i 与 D_i 间的欧氏距离; d_{ij} 、 d_{ij} 分别为 D_i 、 D_i 的第 j 个元素; P 为特征矢量维数, 一般大于 2。

根据上述思想, 最近邻抽样回归模型的基本形式为:

$$X_i = \sum_{j=1}^k W_{j(i)} X_{j(i)} \quad (4-40)$$

式中, K 称为最近邻数, $\sum_{j=1}^K W_{j(i)} = 1.0$; 其余符号同前。

其中 $W_{j(i)} = 1.0 / (\sum_{t=1}^K (1/t) * j)$, $j = 1, 2, \dots, K$ 。

如下图是某电站历年 12 月份月平均流量随时间变化过程线, 要预测当前值, 找到与当前特征矢量最接近的三个值 X_1, X_2, X_3 , 根据上面的公式对 X_1, X_2, X_3 加权求和就可以得到预测结果。

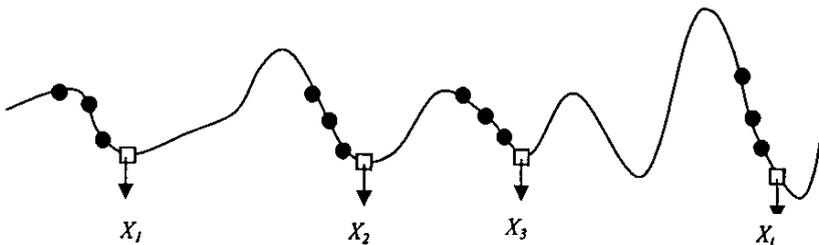


图 4.8 最近邻抽样回归模型示意图

(2) 智能最近邻抽样回归模型的建模步骤

①对最近邻抽样回归模型的主要变量最近邻维数和特征矢量个数进行编

码，这两个变量均为整数。

②把历史资料中最后 8 年作为检验年份，以这 8 年的预测相对误差绝对值最小作为主要目标函数，建模误差最小作为次要目标来确定适应度函数。

③根据遗传算法种群中的每条染色体解码之后的结果，就可以确定当前特征矢量的长度，应用上面的欧式距离求法可以求得与当前特征矢量最近的几个矢量，同时求得抽样权重 W 。

④按公式 $X_i = \sum_{j=1}^k W_{j(i)} X_{j(i)}$ 就可以求得预测结果。

⑤采用遗传算法的基本操作过程，选择、交叉、变异之后就可以求得一个新的种群，再重复上面③—④的步骤，经过遗传算法反复迭代之后，最后求得最优解。

(3) 结果评定

二滩水电站年平均流量预测最近邻抽样回归模型建模采用资料为 1953~1994 年共 42 年的年平均流量资料，模型检验采用 1995~2002 年共 8 年的年平均流量资料，预测效果见表 4-7 和图 4.9。

表 4-7 智能最近邻抽样回归模型的拟合误差和预测误差成果表

相对误差取值	<10%	<20%	<30%	最大误差	最小误差
拟合阶段	85%	100%	100%	13.1%	0.27%
预测阶段	75%	100%	87.5%	-13.9%	-0.56%

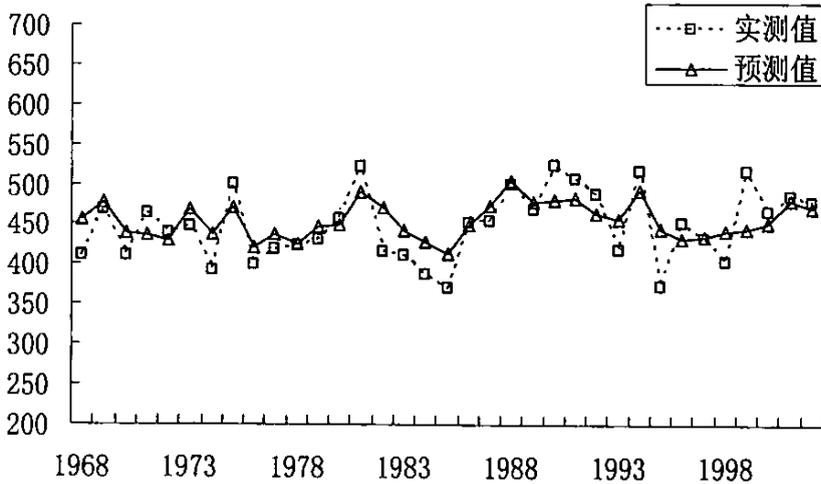


图 4.9 二滩水电站 2 月份实测值与智能最近邻模型预测值对比图

4.4.1.2 门限回归模型

(1) 模型原理

门限回归模型 (TR 模型) [12][15][48-50] 是由英籍华人 H.Tong 博士首创的门限自回归模型的扩展, 其基本思路是依某变量的不同的取值范围, 采用若干个线性回归模型来描述非线性关系, 其一般形式为:

$$y(i) = b(j,0) + \sum_{s=1}^{ns} b(j,s)x(s,j) + e(j,i) \quad (4-41)$$

当 $x(k,i-d) \in [r(j-1), r(j)]$, 式中 $r(0) = -\infty, r(L) = +\infty, r(j) (j = 1, 2, \dots, L-1)$ 为门限值, L 为门限区间的个数, $b(j,s)$ 为第 j 各门限区间的回归系数; $y(i)$ 为因变量序列。 $x(s,i)|_{s=1}^{ns}$ 为自变量序列, ns 为自变量的个数, 其中 $x(k,i)$ 为门限变量, d 为门限延迟步数; $e(j,i)$ 为对每一固定的 j 是固定方差的白噪声序列, 各 $e(j,i)$ 之间相互独立。

(2) 智能门限回归模型建模步骤

TR 的建模过程, 实质上是一个对 $d, L, r(1), r(2), \dots, r(L-1)$ 和 $b(j,s)$ 的高维寻优问题, 由于 TR 模型是分区间的线性回归模型, TR 常规的建模方法是试选一种模型变量, 门限区间个数, 门限值和门限延迟步数, 进行各种不同参数的组

合,以 TR 模型残差平方和或者 AIC 函数值最小为准则,反复优化,从中得到一组相对最优的参数值。此种方法的工作量非常大。下面介绍智能门限回归模型建模步骤:

①编码。在模型参数的初始变化区间采用二进制编码形成初始种群,形成父代染色体。模型误差绝对值和作为目标函数情况下,优化各门限值 $r(1) \sim r(L-1)$ 和各回归系数 $b(j,s)$:

$$\min f[r(1), \dots, r(L-1); b(j,s)] = \sum [y'(i) - y(i)] \quad (4-42)$$

式中: $y'(i)$ 为式(4-41)中除白噪声项以外的所有项(即 TR 模型的估计值),它是各门限值 $r(1) \sim r(L-1)$ 和各门限区间内回归系数 $b(j,s)$ 的函数; $y(i)$ 为因变量的观测值

②评价。求出第 i 个父代个体相应的目标函数值 f_i , f_i 越小则该个体的适应能力越强。

③选择。把已有父代个体按目标函数值从小到大排序,称排序后最前面几个个体为优秀个体。构造与目标函数值 f_i 成反比的函数 p_i ,且满足 $p_i > 0$ 和 $p_1 + p_2 + \dots + p_n = 1$,从这些父代个体中以概率 p_i 选择第 i 个个体,这样共选择两组各 n 个个体。

④杂交。由③得到的两组个体随机两两配对成为 n 对双亲。将每对双亲的二进制数的任意一段值互换。得到两组子代个体。

⑤变异。任取④的一组子代个体,将它们的二进制数的随机两位值依某概率(即变异率)进行翻转(原值为 0 的变为 1,反之变为 0)。

⑥进化迭代。由⑤得到的 n 个子代个体作为新的父代,算法转入第 3 步,重新评价、选择、杂交和变异。如此循环往复,直至最优个体的目标函数值小于某一设定值或达到预定循环次数,结束整个算法的运行。

(3) 结果检验

二滩水电站枯水期月平均流量预测门限回归模型建模采用资料为 1953~1994 年共 42 年的年平均流量资料,模型检验采用 1995~2002 年共 8 年的年平均流量资料。模型效果见表 4-8 和图 4.10。

表 4-8 门限回归模型的拟合误差和预测误差成果表

相对误差取值	<10%	<20%	<30%	最大误差	最小误差
拟合阶段	100%	100%	100%	-7.83%	-0.06%
预测阶段	100%	100%	100%	3.85%	-0.44%

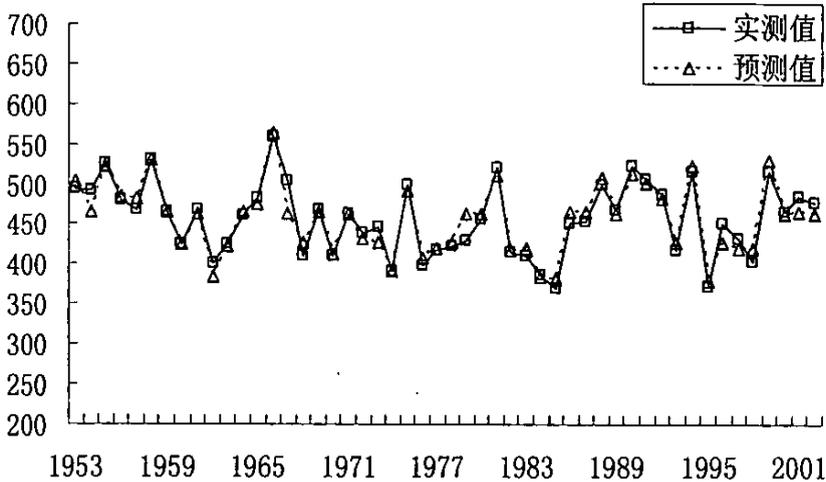


图 4.10 门限回归模型 2 月份预测值和实测值对比图

4.4.1.3 分级退水曲线模型

退水曲线模型^{[13][51]}是适合于枯期径流预报的一种模型, 枯水期河川径流主要是由流域蓄水量的消退形成的, 不像汛期受降水的影响变化大。因此存在一定的消退规律, 一般情况下, 如果流域面积大, 调蓄性能好, 蓄水量就多, 则蓄水量消退持续的时间要长, 消退规律就更加明显。

(1) 模型原理

退水曲线模型一般描述如下:

$$Q_t = Q_0 e^{-\beta t} \quad (4-43)$$

式中, Q_t 和 Q_0 分别为 t 时刻流量和起退流量, β 为退水系数。

考虑到退水系数与起退流量大小有关, 起退流量越大, 退水曲线越陡, β 越大; 反之, β 越小。因此, 按起退流量分级, 采用不同退水系数建立预报模型。这里称分级退水模型。同时取退水预见期为一月, 即按逐月退水计算, 此

时表达式为:

$$Q_t = \begin{cases} Q_{t-1}e^{-\beta t}, & Q_{t-1} \leq r(1) \\ Q_{t-1}e^{-\beta t}, & r(1) < Q_{t-1} \leq r(2) \\ \dots\dots\dots \\ Q_{t-1}e^{-\beta t}, & Q_{t-1} > r(L-1) \end{cases} \quad (4-44)$$

式中, Q_t 和 Q_{t-1} 分别为 t 时刻和 $t-1$ 时刻流量; L 为流量分级数; $r(j)$ ($j=1, 2, \dots, L-1$) 为各流量级; β_j ($j=1, 2, \dots, L$) 为各流量级退水系数。

(2) 建模步骤

退水曲线中的参数主要就是退水系数的推求。设 $\{Q_{t-1}\}_n$ 和 $\{Q_t\}_n$ 分别为 $t-1$ 时刻和 t 时刻流量序列, 推求步骤如下:

① 按起退流量在变幅范围内取值的经验频率确定流量级别, 一般要求在各区间内样本的资料数据大致相当, 以便可靠地估计模型参数。起退流量分级情况可根据起退时刻及起退流量变幅范围不同而有所分别。

② 退水系数 β 可取为该序列退水系数算术平均值, 即

$$\beta = -\frac{1}{n} \sum_{i=0}^n \ln(Q_{i,t-1} / Q_{i,t}) \quad (4-45)$$

本文中退水系数的采用动态方法推求, 即预留最后 8 年作为检验, 按照上述公式推求。模型参数不保存在数据库中, 而是在预测的过程中动态存储。鉴于前面第三章的分析, 本文把退水曲线的级别定为 3 (二滩水电站起退月份为 10 月)。

(3) 结果检验

推求的分级退水系数表如下:

表 4-9 分级退水系数表

月份	10 月流量(单位: m^3/s)		
	>2690	2160-2640	<2160
11 月	0.836	0.724	0.596
12 月	0.506	0.496	0.459
1 月	0.354	0.303	0.291
2 月	0.137	0.132	0.116
3 月	0.049	0.026	0.002
4 月	-0.142	-0.205	-0.211

采用上面的分级退水系数，对 2 月份流量进行预测，结果见表 4-10 和图 4.11。

表 4-10 分级退水曲线模型的拟合误差和预测误差成果表

相对误差取值	<10%	<20%	<30%	最大误差	最小误差
拟合阶段	93%	100%	100%	16.5%	1.2%
预测阶段	88%	100%	100%	-11.6%	0.98%

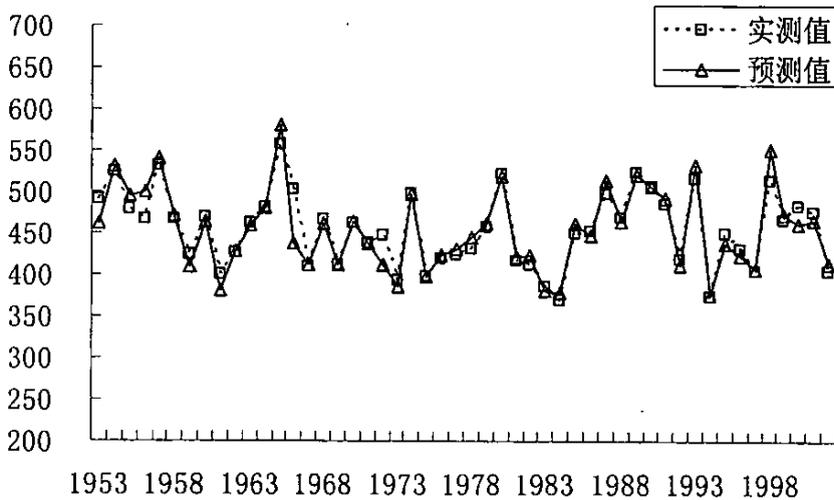


图 4.11 分级退水曲线模型 2 月份预测值和实测值对比图

4.4.1.4 小波和神经网络的耦合模型

模型原理及其建模步骤见前面年平均流量预测小波网络模型。

二滩水电站枯水期月平均流量预测小波网络模型建模采用资料为 1953~1994 年共 42 年的年平均流量资料，模型检验采用 1995~2002 年共 8 年的年平均流量资料。结果见表 4-11 和图 4.12。

表 4-11 小波网络模型的拟合误差和预测误差成果表

相对误差取值	<10%	<20%	<30%	最大误差	最小误差
拟合阶段	98%	100%	100%	-10.1%	-0.2%
预测阶段	88%	100%	100%	-11.4%	-0.16%

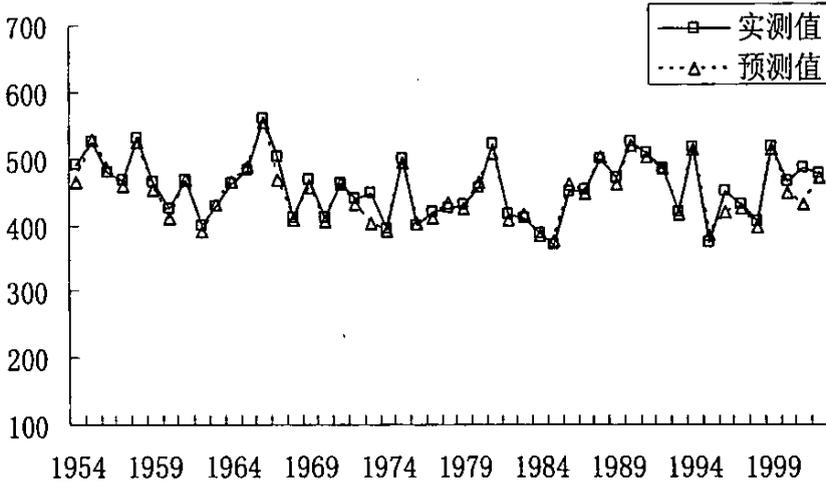


图 4.12 小波和神经网络耦合模型 2 月份预测值和实测值对比图

4.4.2 丰水期流量预测

二滩水电站丰水期为 5 月开始到 10 月结束(5 和 10 月份作为过渡期, 因其流量变化特性与汛期变化相似, 因此本文也把 5 月和 10 月列入汛期范畴进行预测)。对丰水期流量的预测采用均生函数模型、最近邻与人工神经网络的耦合模型、小波网络模型等 3 种模型。

4.4.2.1 均生函数模型

均生函数模型^[51-56]是魏凤英等于 80 年代中期提出的预测模型, 他们拓广了数理统计中算术平均值的概念, 定义了时间序列的均值生成函数, 建成均生函数。用均生函数预测方法作天气预报和气候预测在国内已经得到了广泛的应用, 其方法就是根据原始资料序列, 构造一组周期函数, 通过分析原序列和这组周

期函数间的统计关系，建立相应的统计预测模型来进行历史资料的拟合和对未来趋势的预测。均生函数预测方法有两个优点，一是可以制作长时间的多步预测；二是能较好地拟合出预报对象的趋势。基于这两个优点，也用该模型来做丰水期月平均流量预测。

(1) 模型原理

已知水文时间序列 $X(t) = \{X(1), X(2), \dots, X(N)\}$ ，其中 N 为样本容量。

按下面的公式构造均生函数：

$$\overline{X}_l(i) = \frac{1}{n_l} \sum_{j=0}^{n_l-1} X(i+jl) \quad i=1,2,\dots,l, \quad l \leq \left[\frac{N}{2} \right] \quad (4-46)$$

式中： l 为均生函数的时间间隔长度， l 的最大取值为 $\left[\frac{N}{2} \right]$ ， $\left[\frac{N}{2} \right]$ 表示对 $\frac{N}{2}$

取整， n_l 为满足 $n_l \leq \left[\frac{N}{l} \right]$ 的最大整数。

比如当 $l=1$ 时， $\overline{X}_1(1) = \overline{X} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N X(j)$ ，即为时间序列的均值。

当 $l=2$ 时，

$$\overline{X}_2(1) = \frac{1}{n_2} \sum_{j=0}^{n_2-1} X(1+2j) = \frac{1}{n_2} [X(1) + X(3) + \dots + X(1+2k) + \dots + X(1+2(n_2-1))]$$

即逢单累加取平均：

$$\overline{X}_2(2) = \frac{1}{n_2} \sum_{j=0}^{n_2-1} X(2+2j) = \frac{1}{n_2} [X(2) + X(4) + \dots + X(2+2k) + \dots + X(2+2(n_2-1))]$$

即逢双累加取平均。称 $\overline{X}_2(i)$ 是间隔为 2 的均生函数。类似地有

$\overline{X}_3(i), \overline{X}_4(i), \dots, \overline{X}_L(i)$ ，则得到下三角阵：

$$H = \begin{bmatrix} \overline{X}_1(1) & & & & \\ \overline{X}_2(1) & \overline{X}_2(2) & & & \\ \dots & \dots & \dots & & \\ \overline{X}_L(1) & \overline{X}_L(2) & \dots & \overline{X}_L(L) & \end{bmatrix} \quad (4-47)$$

称 H 为 L 阶均值生成矩阵。

对上述均生函数矩阵做周期性延拓, 即令:

$$\overline{f}_l(t) = \overline{X}_l(t - l \cdot INT(\frac{t-1}{l})) \quad l=1,2,\dots,L; \quad t=1,2,\dots,N \quad (4-48)$$

由此构造出均生函数的外延矩阵, 即:

$$\overline{F} = \begin{bmatrix} \overline{X}_1(1) & \overline{X}_1(1) & \overline{X}_1(1) & \overline{X}_1(1) & \overline{X}_1(1) & \dots & \overline{X}_1(1) \\ \overline{X}_2(1) & \overline{X}_2(2) & \overline{X}_2(1) & \overline{X}_2(2) & \overline{X}_2(1) & \dots & \overline{X}_2(i_2) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \overline{X}_L(1) & \overline{X}_L(2) & \dots & \overline{X}_L(L) & \overline{X}_L(1) & \dots & \overline{X}_L(i_L) \end{bmatrix} \quad (4-49)$$

$\overline{X}_2(i_2)$ 表示取 $\overline{X}_2(1)$, $\overline{X}_2(2)$ 之一, $\overline{X}_3(i_3)$ 表示取 $\overline{X}_3(1)$, $\overline{X}_3(2)$, $\overline{X}_3(3)$ 之一, 其余类推。

均生函数的预报基础就是上述的外延矩阵, 外延矩阵的每一行相当于一个时间序列, 其预报的思想就是从外延矩阵的 L 个时间序列中选择 M 个与当前时间序列做线性回归, 随着时间长度的变化, 外延矩阵的列数也要发生变化, 也就是说构成线性回归模型的自变量长度发生了变化, 采用估计出的线性回归模型参数, 就可以预测未来时段的平均流量。

(2) 智能均生函数模型建模步骤

- ① 根据公式(4-46)构造样本序列的均值矩阵。
- ② 根据公式(4-48)构造均生函数的外延矩阵。

③ 确定 M 个与原始序列关系密切的均生函数序列, 也就是确定线性回归模型中, 自变量个数。挑选的原则就是根据原始序列和均生函数各行求相关系数, 相关系数最大的 M 个序列就被选中了。 M 值的确定采用遗传算法对 1 到 L 间的整数进行离散, 通过反复优化求得。

- ④ 其它求解步骤同门限回归模型一样, 只是这里面门限值为 0。

(3) 结果检验

二滩水电站丰水期月平均流量预测均生函数模型建模采用资料为 1953~1994 年共 42 年的年平均流量资料, 模型检验采用 1995~2002 年共 8 年的年平均流量资料。结果见表 4-12 和图 4.13。

表 4-12 均生函数模型的拟合误差和预测误差成果表

相对误差取值	<10%	<20%	<30%	最大误差	最小误差
拟合阶段	61%	80%	91%	43.6%	-1.4%
预测阶段	50%	62%	88%	-39.8%	0.96%

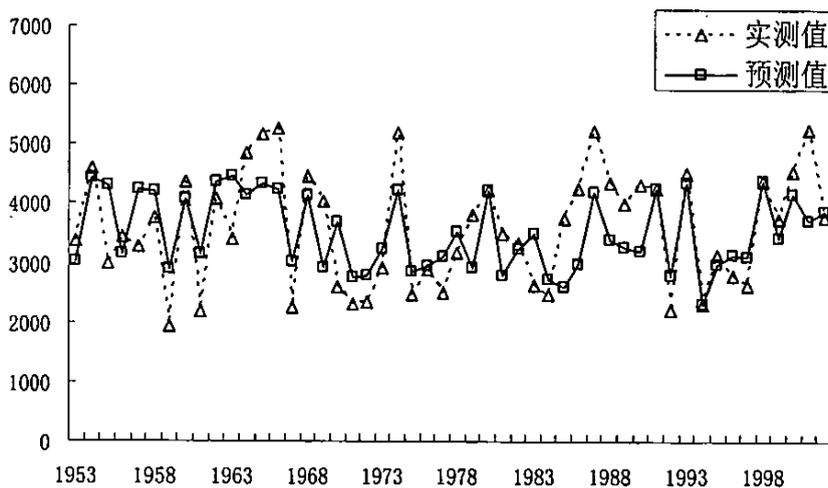


图 4.13 均生函数模型 9 月份预测值和实测值对比图

4.4.2.2 最近邻与人工神经网络耦合模型

1. 模型原理

关于最近邻与人工神经网络模型的原理参见前面的介绍。

设 $Q_{i,j}^0$ ($i=1,2,\dots,n; j=1,2,\dots,12$) 为 i 年 j 月径流量。下面介绍耦合模型的原理。

以某一月的各年的月平均流量为基础,应用最近邻抽样回归模型进行分析,得到与当前特征矢量 D 最接近的 N 个特征矢量 D_i 。

把这几个特征矢量对应的后续值 X_i 作为人工神经网络的输入,输出为当前特征矢量对应的后续值 X , 采用人工神经网络的建模步骤建模,由此可以预测面临时段的月平均流量。

与最近邻的区别:对找到相邻的特征矢量,不是采用加权平均,而是作为人工神经网络的输入,通过人工神经网络的优化得到。

与人工神经网络的区别:人工神经网络的输入不在是与当前值相邻的值,而是通过最近邻模型找到的性质相近值。

例如:下图是某电站历年一月份的径流随时间的变化曲线,为了预测 X_t 的大小。传统意义的 BP 模型是以前相邻的前面年份的流量资料作为输入,改进方法是找到与当前特征矢量相近的 X_1 和 X_2 作为输入,预测 X 的大小。

对资料的要求:径流序列要具有代表性同时资料的长度要尽可能的长。

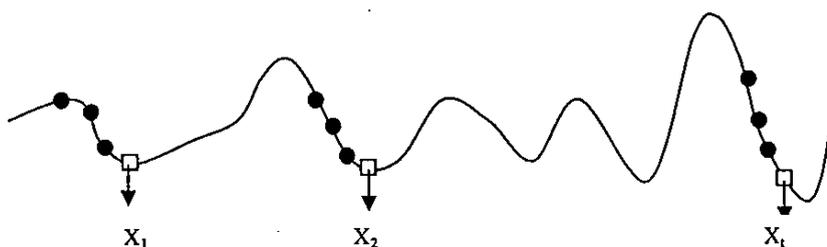


图 4.14 最近邻与人工神经网络耦合模型原理图

2. 智能耦合模型建模步骤

① 与最近邻模型建模步骤一样,确定最近邻抽样回归模型的主要的变量最近邻维数和特征矢量个数。从而得到与当前特征矢量最接近的一系列数值。

② 将上述得到的数值作为人工神经网络的输入,输出为当前值,其它建模步骤与人工神经网络模型一致。

③ 对设计的变量还是采用遗传算法进行优化。主要有最近邻维数、特征矢量个数、隐层个数、动量系数、学习系数。

④ 关于优化的步骤参见上面人工神经网络模型和最近邻模型的优化步骤,模型检验还是以最后 8 年作为检验,之前的资料用于建模确定参数。

3. 结果检验

二滩水电站丰水期月平均流量预测最近邻与人工神经网络的耦合模型建模采用资料为 1953~1994 年共 42 年的年平均流量资料,模型检验采用 1995~2002 年共 8 年的年平均流量资料。结果见表 4-13 和图 4.15。

表 4-13 最近邻与人工神经网络耦合模型的拟合误差和预测误差成果表

相对误差取值	<10%	<20%	<30%	最大误差	最小误差
拟合阶段	68%	83%	95%	34.6%	3.09%
预测阶段	50%	63%	88%	35.9%	-5.7%

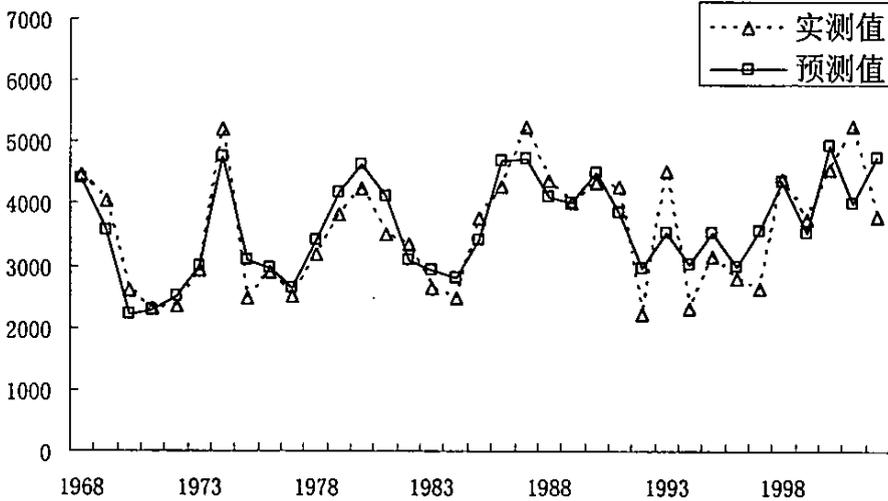


图 4.15 最近邻与人工神经网络耦合模型 9 月份预测值和实测值对比图

4.4.2.3 小波神经网络耦合模型

模型原理和步骤参见前面年平均流量预测的小波网络模型。

1. 结果检验

二滩水电站丰水期月平均流量预测最近邻与人工神经网络的耦合模型建模采用资料为 1953~1994 年共 42 年的年平均流量资料，模型检验采用 1995~2002 年共 8 年的年平均流量资料。结果见表 4-14 和图 4.16。

表 4-14 小波网络模型的拟合误差和预测误差成果表

相对误差取值	<10%	<20%	<30%	最大误差	最小误差
拟合阶段	65%	77%	85%	32.5%	0.36%
预测阶段	50%	75%	88%	34.2%	-0.19%

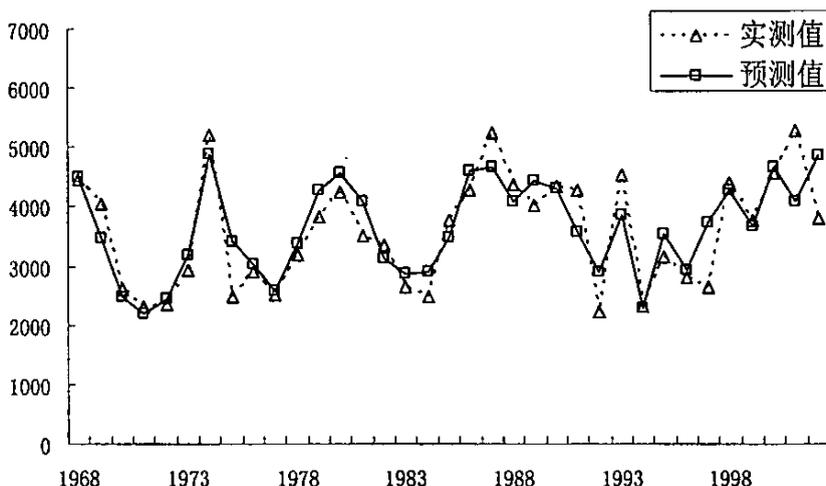


图 4.16 小波神经网络模型 9 月份预测值和实测值对比图

4.5 月平均流量滚动智能预测理论

所谓月流量滚动预测就是指采用逐时段向前滑动的、不断根据实测资料对后续月份流量的预测进行修正的预测方法。其实质是，对由计算时段 T_1, T_2, \dots, T_t 组成的预测期，首先由预测模型预测出月流量过程，即 F_1, F_2, \dots, F_t ，在 T_1 时段末得到实测资料 Q_1 后，对模型参数修正后便由 Q_1 代入预测模型，得到新的预测值 F_2, \dots, F_t ，即做出相应时期各时段的修正预测。这样，逐次从面临时段之前所得到的实测值出发，不断更新预测信息，最终得到下列不断修正的预测矩阵：

$$\begin{bmatrix} X_{1,1} & X_{1,2} & X_{1,3} & \cdots & X_{1,T} \\ & X_{2,2} & X_{2,3} & \cdots & X_{2,T} \\ & & X_{3,3} & \cdots & X_{3,T} \\ & & & \cdots & \vdots \\ & & & & X_{T,T} \end{bmatrix}$$

4.5.1 单站相关解集模型

相关解集模型^[13]的思路是依据总量和各分量的统计关系将总量解集为各分量,它所依据的统计关系是全面的,不仅有总量与各分量之间的统计关系,而且有各分量之间的统计关系。因此,用这个模型模拟得到的分量序列能全面反应总量和各分量的统计特性。

1. 模型原理

下面以年水量解集为月水量为例,介绍相关解集模型的形式、参数估计方法等内容。

(1) 解集模型的形式

$$\underline{Y} = \underline{A}\underline{X} + \underline{B}\underline{\varepsilon} \quad (4-50)$$

式中的 \underline{Y} 为 12 月的中心化月径流量(减去了平均值)的列矩阵,即:

$$\underline{Y} = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_{12} \end{bmatrix} \quad (4-51)$$

\underline{X} 是中心化的年径流矩阵,对于单站此矩阵只有一个元素,即:

$$\underline{X} = (X)$$

$\underline{\varepsilon}$ 是各月独立随机项的列矩阵,一般为皮尔逊III型标准化变量,即:

$$\underline{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_{12} \end{bmatrix} \quad (4-52)$$

$$\begin{aligned} \text{且有} \quad E(\underline{\varepsilon}\underline{\varepsilon}^T) &= I(\text{单位矩阵}) \\ E(\underline{\varepsilon}\underline{X}^T) &= 0(\text{零矩阵}) \end{aligned} \quad (4-53)$$

\underline{A} 为系数矩阵,即:

$$\underline{A} = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_{12} \end{bmatrix} \quad (4-54)$$

\underline{B} 亦为系数矩阵，即：

$$\underline{B} = \begin{bmatrix} b_{1,1} & b_{1,2} & \cdots & b_{1,12} \\ b_{2,1} & b_{2,2} & \cdots & b_{2,12} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ b_{12,1} & b_{12,2} & \cdots & b_{12,12} \end{bmatrix} \quad (4-55)$$

(2) 参数估计

① \underline{A} 的估计

以 \underline{X}^T 右乘式(4-50)两边，取数学期望并考虑式(4-53)得：

$$E(\underline{Y} \underline{X}^T) = \underline{A} E(\underline{X} \underline{X}^T)$$

因而， $\underline{A} = E(\underline{Y} \underline{X}^T) [E(\underline{X} \underline{X}^T)]^{-1}$ ， $E(\underline{Y} \underline{X}^T)$ 为各月径流量和年径流量之间的协方差矩阵 $S_{-Y,X}$ ，即

$$E(\underline{Y} \underline{X}^T) = S_{-Y,X} = E \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_{12} \end{bmatrix} (\underline{X}) = \begin{bmatrix} S_{Y_1,X} \\ S_{Y_2,X} \\ \vdots \\ S_{Y_{12},X} \end{bmatrix} \quad (4-56)$$

式中的 $S_{Y_i,X}$ 为一月份月径流量和年径流量的协方差，依此类推。 $E(\underline{X} \underline{X}^T)$ 为年径流量的方差矩阵 $S_{X,X}$ ，即

$$E(\underline{X} \underline{X}^T) = S_{X,X} \quad (4-57)$$

考虑到式(4-56)和式(4-57)， $\underline{A} = E(\underline{Y} \underline{X}^T) [E(\underline{X} \underline{X}^T)]^{-1}$ 可以写为：

$$\underline{A} = \underline{S}_{-Y,X} \underline{S}_{X,X}^{-1} \quad (4-58)$$

即由实测年、月径流量序列估计出 $\underline{S}_{-Y,X}$ 和 $\underline{S}_{X,X}^{-1}$ 后, 以式(4-58)估计 \underline{A} 。

② \underline{B} 的估计

以 \underline{Y}^T 右乘式(4-50)两边, 取数学期望并考虑式(4-53)得:

$$\underline{B} \underline{B}^T = E(\underline{Y} \underline{Y}^T) - \underline{A} E(\underline{X} \underline{Y}^T) \quad (4-59)$$

$E(\underline{Y} \underline{Y}^T)$ 为月径流量之间的协方差扩展 $\underline{S}_{-Y,Y}$ 即:

$$\begin{aligned} E(\underline{Y} \underline{Y}^T) = \underline{S}_{-Y,Y} &= E \left[\begin{array}{c} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_{12} \end{array} (Y_1, Y_2, \dots, Y_{12}) \right] \\ &= \begin{bmatrix} E(Y_1 Y_1) & E(Y_1 Y_2) & \cdots & E(Y_1 Y_{12}) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ E(Y_{12} Y_1) & E(Y_{12} Y_2) & \cdots & E(Y_{12} Y_{12}) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} S_{1,1} & S_{1,2} & \cdots & S_{1,12} \\ S_{2,1} & S_{2,2} & \cdots & S_{2,12} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S_{12,1} & S_{12,2} & \cdots & S_{12,12} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4-60)$$

式中的 $S_{1,2}$ 为一月份径流量和二月份径流量之间的协方差, 依此类推。

$E(\underline{X} \underline{Y}^T)$ 为年径流量和月径流量之间的协方差矩阵 $\underline{S}_{-X,Y}$ 即:

$$\underline{E}(\underline{X} \underline{Y}^T) = \underline{S}_{-X,Y} \quad (4-61)$$

由于 $\underline{S}_{-X,Y} = \underline{S}_{-Y,X}^T$, 所以 $\underline{S}_{-X,Y}$ 可以用式(4-59)计算。考虑式(4-60)和(4-61), 式(4-59)可以写为

$$\underline{B} \underline{B}^T = \underline{S}_{-Y,Y} - \underline{A} \underline{S}_{-X,Y} \quad (4-62)$$

由观测资料估计出 $\underline{S}_{-X,Y}$ 和 $\underline{S}_{-Y,Y}$, 和上面求的 \underline{A} , 就可以得到 $\underline{B} \underline{B}^T$, 在经过

矩阵得转换就可以求得 B 。

2. 计算步骤

单站相关解集模型参数得计算步骤如下：

- ① 计算实测径流序列年与各月的均值，并将原序列转换为中心化序列。
- ② 计算年径流序列的方差、年与各月径流协方差和各月径流之间的协方差。

③ 采用上面的方法估计模型参数。然后建立预测模型。其中年平均流量值采用上面年平均流量预测方法进行预测得到。

④ 当月平均流量实测值发生后，用预测的年流量扣除发生的月流量，得到剩余月的径流总量，然后建立此径流总量和剩余月份月平均流量之间的关系，重复上面的步骤进行滚动预测。

3. 模型计算结果

二滩水电站月平均流量滚动预测的单站解集模型建模采用资料为 1953~1994 年共 42 年的年、月平均流量资料，模型检验采用 1995~2002 年共 8 年的年、月平均流量资料。对 2002 年月平均流量过程进行预测，选择的起始月份分别为 1 月份和 6 月份，以此来观察误差的变化情况，结果见表 4-15 和 4-16。

表 4-15 以 1 月份作为起始月对 2002 年月平均流量进行滚动预测结果表 (m^3/s %)

月份	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
实测值	532	477	442	521	716	2058	3398	3755	1788	1798	907	598
预测值	544	471	461	550	970	2130	3274	2510	3331	2560	1113	689
相对误差	2.3	-1.3	4.3	5.6	35.5	3.5	-3.6	-33.2	86.3	42.4	22.7	15.2

表 4-16 以 6 月份作为起始月对 2002 年月平均流量进行滚动预测结果表 (m^3/s %)

月份	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月
实测值	2058	3398	3755	1788	1798	907	598
预测值	2235	3896	2948	2436	2103	863	615
相对误差	8.6	14.7	-21.5	36.2	17.0	-4.9	2.8

从上述表格可以看到，滚动预测的预见期越长，误差也逐渐变大，相反，

滚动预测预见期越短, 相对误差也就越小。因此, 在预见期较长时, 对末期月份的预测可考虑将单月模型的预测结果(比如最近邻模型的预测结果)融入到滚动预测中, 以提高预测精度。

4.5.2 投影寻踪回归模型

随着科学技术的发展, 高维数据的统计分析越来越重要。在许多实际问题中数据的维数是相当高的, 因为事物在其发生、发展过程中必会受到某些因素的影响和制约, 为了避免忽略掉任何可能的相关信息, 往往在搜集资料时要广纳变数, 从而使多元分析方法的应用不但非常普遍而且很重要。但是传统的多元分析方法是建立在总体服从正态分布的基础上的, 而实际中有许多数据不满足正态假定, 需要用稳健的非参数方法来解决, 遗憾的是当数据的维数较高时, 遇到很大困难, 主要有: 第一、随着维数的增加, 计算量增大; 第二、当维数较高时, 即使数据的样本点很多, 散在高维空间中仍显得非常稀疏; 第三、在低维时稳健性很好的统计方法到了高维, 其稳健性就变差了。以上情况表明, 传统的方法已不能满足非正态高维数据分析的需要, 投影寻踪方法就是在这种形势下应运而生的^{[9][48][57-59]}。

1. 模型原理

投影寻踪方法的基本思想是: 把高维数据通过某种组合投影到低维子空间上, 对于投影的构成, 可采用投影指标函数来衡量投影显现某种结构的可能性大小, 寻找出使投影指标函数达到最优(即能反映高维数据结构或特征)的投影值, 然后根据该投影值分析高维数据的结构特征, 或根据该投影值与研究系统输出值之间的散点图, 构造适当的数学模型, 来预测系统的输出。

其主要包含两方面的内容: 一是利用计算机图像显示系统, 在终端屏幕上显示出高维数据一点云在任何 1-3 维空间上的投影, 通过调节图像输入装置可以连续地改变投影平面, 使用者通过观察图像来找出有意义的, 即能揭示原来数据的结构和特征的投影; 二是按照具体问题的要求, 事先确定一种能反映原数据结构或者特征的投影指标, 然后将数据投影到低维子空间上, 用数值计算方法在计算机上自动找出高维数据中有意义的低维投影来。

2. 智能投影寻踪回归模型建模步骤

设 $Q_{i,j}^0$ ($i=1,2,\dots,n; j=1,2,\dots,12$) 为 i 年 j 月经流量; n 为年数。 y_i^0 为 i 年径

流量。建立耦合模型的步骤为：

① 将初始数据进行归一化处理，包括年平均流量和逐年各月月平均流量都要处理。

$$Q_{i,j} = \frac{Q_{i,j}^0}{Q_{j,\max}^0} \quad (4-63)$$

$$y_i = \frac{y_i^0}{y_{\max}} \quad (4-64)$$

式中， $Q_{j,\max}^0$ 为第 j 月月平均流量的最大值； y_{\max} 为年径流最大值； $Q_{i,j}$ 、 y_i 分别为归一之后的月平均流量和年平均流量序列。

② 线性投影

将 12 维月平均流量投影到一维线性空间，得到投影指标值：

$$z_i = \sum_{j=1}^{12} a_j Q_{i,j} \quad (4-65)$$

式中， z_i 为 i 年投影特征值； $\bar{a} = (a_1, a_2, \dots, a_{12})^T$ 为投影方向。

③ 优化投影方向

采用遗传算法对投影方向进行编码，以类间距离和类内距离的乘积 $F(\bar{a})$ 最大作为目标函数，通过反复的遗传操作得到最佳的投影方向和投影指标值。

其中

$$F(\bar{a}) = s(\bar{a}) \cdot d(\bar{a})$$

$$s(\bar{a}) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z}_a)^2}{n}}$$

$$d(\bar{a}) = \sum_{i=1}^n \sum_{m=1}^n (R - r_{i,m}) H(R - r_{i,m})$$

式中， \bar{z}_a 为在 \bar{a} 方向上的投影特征值的均值。 $r_{i,m} = |z_i - z_m|$ 为投影特征值间的距离。 $H(R - r_{i,m})$ 为 Head 函数，当 $R > r_{i,m}$ ， $H(R - r_{i,m}) = 1$ ，反之为 0； R 为密度窗宽。 $s(\bar{a})$ 、 $d(\bar{a})$ 分别为类间距离和类内距离。

④ 建立投影指标值 z_i 与 y_i 的相关关系

$$z_i = f(y_i) \quad (4-66)$$

其相关关系可视具体情况而定，可以是线性的，也可以是非线性的。相关关系确定之后就可以根据前面年平均流量预测的推荐结果，得到与预测结果相关的投影指标值。

⑤ 在历史投影指标值中寻找与 \hat{z} 最接近的 h 个模式，就可以求出下一年各月径流量的展望预测：

$$\hat{Q}_{i,j} = \sum_{l=1}^h W_{l(j)} Q_{i,j}^0 \quad (4-67)$$

式中， $Q_{i,j}^0$ 为抽取的第 l 个月径流分配模式； $W_{l(j)}$ 为第 j 个月、第 l 个分配模式对应的权重，权重的取得采用下面的公式求得：

$$W_{l(j)} = 1 / [l \sum_{m=1}^h (1/m)] \quad (4-68)$$

其中， $l = 1, 2, \dots, h$ 。

⑥ 对月平均流量进行滚动预测时，和单站解集模型的处理方法类似，将以发生月份的流量从年总量中扣除，然后对剩余月份按照上述步骤重新预测，这就实现了滚动调整的效果。

3. 结果检验

二滩水电站月平均流量滚动预测的投影寻踪回归模型建模和检验资料的长度和单站解集模型一致，还是以 2002 年月平均流量过程进行预测为例，选择的起始月份分别为 1 月份和 6 月份，以此来观察误差的变化情况，结果见表 4-17 和 4-18。

表 4-17 以 1 月份作为起始月对 2002 年月平均流量进行滚动预测结果表 (m^3/s %)

月份	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
实测值	532	477	442	521	716	2058	3398	3755	1788	1798	907	598
预测值	526	483	456	539	857	2369	3726	2853	2430	2008	824	557
相对误差	-1.1	1.3	3.2	3.5	19.7	15.1	9.7	-24.0	35.9	11.7	-9.2	-6.9

表 4-18 以 6 月份作为起始月对 2002 年月平均流量进行滚动预测结果表 (m^3/s %)

月份	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月
实测值	2058	3398	3755	1788	1798	907	598
预测值	2306	3317	3029	2241	1898	926	630
相对误差	12.1	-2.4	-19.3	25.3	5.6	2.1	5.4

比较投影寻踪回归模型和单站解集模型的结果,发现投影寻踪模型的精度要优于单站解集模型,此模型在历史资料中寻找了与其最为接近的值取权重得到,因此,蕴含了很多经验成分,这与生产实际中的操作巧妙的联系在一起,从结果看令人满意。

4.6 小结

本章采用了多种数学方法对二滩水电站的年、月入库流量进行预测。年平均流量预测方法采用定性和定量结合的方法,预测结果可信,准确度较高。根据生产实际的需要和径流的实际变化情况,对月经流的预测采用了枯期和丰期单独预测的方法,对丰水期主要推荐预测范围,对枯水期的预测推荐预测值,从模型的检验和评定结果可以看出,枯水期预测精度较高,可以满足生产实际中的应用。对二滩水电站月平均流量过程滚动预测主要考虑水电在华中电力市场中竞价需要而提出的,滚动预测结果由于滚动误差的存在,导致预测结果随着预见期的增加,预测精度偏低,但是仍较好的控制了径流变化的趋势,因此,可以为二滩水电站市场运行提供参考。

本章采用的数理模型较多,包括单一模型、耦合模型、线性模型和非线性模型等,从各种模型的预测结果看,总的规律是枯水期流量稳定情况下,模型预测精度高,丰水期流量变化较为剧烈时模型精度低。但是,从模型本身而言,耦合模型和非线性模型预测精度总体水平要略高,因此,在未来径流预测领域中有必要引进相关的非线性模型,同时注意将非线性与线性模型进行必要的耦合,取长补短,这是提高径流预测精度的一种可行且有效的办法。

参考文献

1. 王小安,周建中,王慧.遗传算法在短期发电优化调度中的研究与应用.计算机仿真.2003.20(10).
2. 钟登华,熊开智,成立竿.遗传算法的改进及其在水库优化调度中的应用研究.中国工程科学.2003.5(9)
3. 胡明罡,练继建.基于改进遗传算法的水电站日优化调度方法研究.水力发电学报.2004.23(2).
4. 罗云霞,周慕逊,曹建.基于遗传算法的梯级小水电优化运行研究.华东电力.2003(7)
5. 王小安,李乘军.遗传算法在短期发电优化调度中的研究与应用.长江科学院院报.2003.20(2)
6. 伍永刚,王定一.二倍体遗传算法求解梯级水电站日优化调度问题.水电能源科学.1999,17(3)
7. 伍永刚,王定一.基于遗传算法的梯级水电厂自动发电控制算法研究.电网技术.2000,24(3)
8. 周明,孙树栋.遗传算法原理及应用[M].国防工业出版社.1999
9. 金菊良,丁晶.水资源系统工程[M],四川科学技术出版社.2002.
10. 王小平,曹立明.遗传算法理论、应用与软件实现[M].西安交通大学出版社.西安.2002
11. 苑希民,李鸿雁,刘树坤等.神经网络和遗传算法在水科学领域的应用[M].中国水利水电出版社.2002
12. 马光文,王黎等.水电竞价上网优化运行[M].成都:四川科学技术出版社,2003 12.
13. 丁晶,刘权授.随机水文学[M].中国水利水电出版社.1997
14. 冯耀龙,韩文秀.权马尔可夫链在河流丰枯状况预测中的应用[J].系统工程理论与实践,1999(10):89~98
15. 严秉忠,马光文.冷勒水库年、月径流预测模型研究.四川水力发电.2003年第22卷第4期.
16. 孙才志,张戈,林学钰.加权马尔可夫模型在降水丰枯状况预测中的应用,系统工程理论与实践.2003年4月100~105.
17. 李杰友,熊学农.水库月径流中长期预报系统的开发研究.水利水电科技进展.1998,6
18. 袁秀娟,夏军.径流中长期预报的灰色系统方法研究.武汉水利电力大学学报.1994,27

(4)

19. 冯平, 杨鹏等. 枯水期流量的中长期预估模式. 水利水电技术. 1997, 2
20. 何新林, 宋玲, 郑旭荣. 径流中长期预报的灰色预测方法[J]. 石河子大学学报(自然科学版). 1997, 1(3):234~237.
21. 孙光亮. 灰色理论在预测产值中的应用与分析[J]. 工科数学. 1996, 12(2):15~17.
22. 王建军. 灰色系统理论在区域经济研究中的应用[J]. 华东公路. 1998(5):50~53.
23. 赵大同. 利用灰色模型预测用电量和用电负荷[J]. 华东电力. 1994(10):26~28.
24. 王文圣, 袁鹏等. 门限自回归模型及其在水文随机模型中的应用. 四川水力发电. 2001 20
25. 贺北方, 吕延军. 月径流序列的阶级性 ARIMA 模型[J]. 郑州工学院学报, 1992, 13(3):47-53.
26. 曹晓亚, 王景堂, 王晓梅. 山西月径流模拟模型及其应用[J]. 山西水利科技, 1997, (4):9-15.
27. 阎长俊. AR 模型的建模与预测[J]. 沈阳建筑工程学院院报, 1997, 13(4):347~352.
28. 叶舟, 黄婷, 戴韧等. 季节性自回归滑动平均混合模型及其在电力负荷预测中的应用[J]. 四川电力技术, 2001(1):5~8, 25.
29. 杨明, 张万诚, 沙文生. 具有时变参数的门限自回归模型及其在气候预报中的应用[J]. 热带气象学报, 1996, 12(3):294-299.
30. 马炼, 王银堂等. 神经网络技术在水文系列中长期预报中的应用. 水利水电技术. 2002, 33(2)
31. 徐中民, 蓝永超等. 人工神经网络方法在径流预报中的应用. 冰川冻土. 2000, 22(4)
32. 欧剑, 李杰友, 陈绍群, 罗清标. 新丰江水库月径流长期预报方法研究[J]. 人民珠江, 2003, (5):27-29.
33. 蓝永超, 康尔泗, 徐中民等. B-P 神经网络在径流长期预测中的应用. 中国沙漠. 2001, 21(1)
34. 权先璋, 蒋传文, 张勇传. 径流预报的混沌神经网络理论及应用. 武汉城市建设学院院报. 1999, 16(3)33-36.
35. 朱敏, 王定一. 基于人工神经网络的梯级水电厂日优化运行. 电力系统自动化. 1999, 23(10)
36. 伍永刚, 王定一. 基于 ANN 的梯级水电站实时优化运行. 系统工程. 2000, 18(3)
37. 丁晶, 邓育仁, 安雪松. 人工神经网络模型用作过渡期径流预测的探索. 水电站设

- 计. 1997, 13(2) 69~74.
38. 许永功, 李书琴, 裴金萍. 径流中长期预报的人工神经网络模型的建立与应用. 干旱地区农业研究. 2001 19(3) 104~108.
39. 蔡煜东, 姚林声. 径流长期预报的人工神经网络方法. 水科学进展. 1995. 6(3).
40. 王文圣, 朱聪, 丁晶. 应用小波-人工神经网络组合模型研究电力负荷预报[J]. 水电能源科学. 2004, 22(2): 68~70.
41. 陈仁升, 康尔泗, 张济世. 基于小波变换和GRNN神经网络的黑河出山径流模型[J]. 中国沙漠. 2001, 21(S): 12~16.
42. 陈仁升, 康尔泗, 张济世. 基于小波变换和GRNN神经网络的径流模型在雅砻江流域中的应用[J]. 干旱区资源与环境. 2001, 15(3): 71~78.
43. 蒋晓辉, 刘昌明. 基于小波分析的径向基神经网络年径流预测[J]. 应用科学学报. 2004, 22(3): 411~414.
44. 刘素一, 权先璋, 张勇传. 小波变换结合BP神经网络进行径流预测[J]. 人民长江. 2003, 34(7): 38~39.
45. 王文圣, 丁晶, 李跃清. 水文小波分析, 化学工业出版社, 2005
46. 王文圣, 向红莲, 最近邻抽样回归模型在水文水资源预报中的应用, 水电能源科学, 2001, 19(2)
47. 李杰友, 许钦, 丛黎明, 温立成. 潘家口水库枯水期月径流预报[J]. 南水北调与水利科技, 2003, 1(4): 37-40.
48. 金菊良, 魏一鸣, 丁晶. 投影寻踪门限回归模型在年径流预测中的应用[J], 地理科学. Vol. 22, No. 2, 2002: 171~175.
49. 金菊良, 杨晓华, 金保明. 遗传门限回归模型在河道洪水预报中的应用[J]. 水电能源科学, 2000, 18(1): 1-4.
50. 金菊良, 杨晓华, 金保明, 丁晶. 遗传门限回归模型在气象时间序列预测中的应用[J]. 热带气象学报, 2001, 17(4): 415-422.
51. 杨东方. 电力市场环境下水电站中长期径流预测及优化调度研究. 四川大学. 2003
52. 曹鸿兴, 魏凤英. 基于均值生成函数的时间序列分析. 数值计算与计算机应用. 1991, 6(2)
53. 杨瑞峰, 刘庆民. 均生函数模型在长期天气预报中的应用[J]. 河南气象. 2004(1): 23~24.

54. 苗春生, 周桂香, 郑兴华. 一种新的均生函数预报模型研究[J]. 预测. 2001, 20(2):72~74.
55. 覃志年. 均生函数逐步回归模型在降温、降水长期过程预测中的应用[J]. 广西气象. 2003, 24(1):15~17.
56. 杨昕, 张仁健. 均值生成函数的周期性延拓在回归分析中存在的问题及其改进方案[J]. 气象学报 1998, 56(4):493~499.
57. 王顺久, 张欣莉, 丁晶等. 投影寻踪聚类模型及应用[J]. 长江科学院院报, Vol. 19, No. 6, 2002:53~55.
58. 朱聪. 径流中长期预测模型研究. 四川大学. 2005.
59. 秦蓓蕾. 清江流域水文中长期预测研究. 四川大学. 2004.

5 智能预测系统开发

5.1 概述

传统的应用程序具有很大的局限性，移植性很差，不适用企业的分布式应用。采用 Web Service 技术，利用 ASP.NET 开发的网络应用程序打破了传统应用程序的局限性，将分布式应用程序从企业级扩展到 Internet 的范围。随着 Internet 的迅速发展，这种网络应用程序因其灵活性强，使用方便快捷等特点而备受重视^[1-20]。

5.2 系统开发思路

5.2.1 系统开发的原则

系统开发必须遵循安全、稳定、方便、灵活等基本原则，才能更好的适应将来的需要，尤其是扩展性和可移植性必须得到加强，本系统的设计主要遵循以下原则^[20-30]：

(1) 安全性。安全性原则是本系统开发考虑的首选原则，因为网络应用系统不同于传统应用程序，任何人只要在授权范围之内都可以通过网络进行访问，这就要保证数据本身的安全性和机密性，为此本系统设置用户注册界面和管理员界面，管理员给用户不同的访问权限，保证了系统安全稳定的运行。

(2) 界面简单，操作方便。系统界面力求简单，界面风格保持一致，色调基本保持与公司网站一样。同时界面上的按钮和对话框尽量少，让用户操作起来很亲切。

(3) 移植性和扩展性强。随着 Internet 技术的不断发展，对系统也提出了更高的要求，本系统采用目前流行的 Web Service 技术对程序的代码进行封装，一方面方便了系统的移植，用户只需知道每一个 Web Service 的用途和接口函数，实现起来就变得简单方便；另一方面，当外界条件发生变化时，系统不需要大量的修改，效率很高，这就是 Web Service 的优越性。

5.2.2 系统开发的流程

系统开发涉及到数据库的设计、Web Service 的设计、客户端的设计等多方面，具体流程如下：

(1) 数据库设计。数据库是系统开发的基础，设计数据库需要的各种表，对数据库中的索引和字段，按一定准则进行约束，表名也采用统一的标准。为方便数据库被程序很好的调用，要求表明和字段必须是英文，同时均采用大写字母。

(2) Web Service 的设计。这是整个系统的核心部分，因此必须采用统一标准。要求程序内部全局变量首字母必须大写，局部变量小写。同时函数、类、结构题统一用大写，名称简单并且一目了然，对程序内部关键部分加注释。对接口函数的要求最高，一方面接口函数的参数必须尽可能的少，另一方面，对接口函数的作用和参数的含义给予详尽的注释。

(3) 客户端的设计。通过 PhotoShop 进行美工，采用 C# 语言编程，使客户端界面简捷美观，交互性强。

5.3 系统开发体系结构

5.3.1 系统开发工具简介

Web Service 是建立在超文本传输协议 (HTTP) 的基础上，以简单对象访问协议/可扩展语言 (SOAP/XML) 作为通讯协议，使用 Web 服务描述语言 (WSDL) 作为服务接口的描述方式，使用通用格式来发现和集成 (UDDI) 发布的服务，进而查找和绑定所需要的服务。Web Service 的核心技术包括：HTTP、XML、SOAP、WSDL、UDDI。其中 WSDL 是用来描述网络服务和终端的一种 XML 语言，是一个基于 XML 格式的定义服务的实现和接口的基础标准。它包括的信息：数据类型定义，服务所支持的操作，输入输出信息格式，网络地址以及协议绑定等。SOAP 是一种独立的通用的、基于 XML 标准的、文本的对象间访问协议，它传递的消息都是以 XML 文档形势发送和接收^[27-30]。

Web Service 的核心思想：Web Service 和客户端以基于消息的互操作完成了分布式计算，它们可以在任何平台上用任何模型和任何编程语言开发，并被组织成一个完整的分布式计算机系统。这种互操作方式打破了平台、模型、语

言的约束性。

Web Service 的体系结构 (如图 5.1): Web Service 服务提供方通过 WSDL 描述所提供的服务, 并将这一描述告知 Web Service 注册服务器, 注册服务器依据 WSDL 的描述, 依照 UDDI 的协定更新服务目录并在 Internet 上发布。用户在使用 Web Service 前首先向注册服务器发出请求获得 Web Service 的地址和服务接口的信息, 之后使用 SOAP 协议与 Web Service 提供者建立联系。

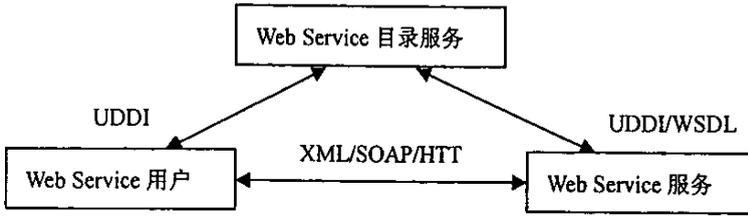


图 5.1 Web Service 的体系结构

ASP.NET 是微软 .NET 框架的重要组成部分, 是 ASP 的升级版本, 提供了一种以 .NETFramework 为基础, 使用了 VB.NET, C# 和 Jscript.NET 程序设计语言来开发 Web 应用程序的全新编程模式。同时 ASP.NET 是基于组件技术和面向对象的开发系统。ASP.NET 采用了 ADO.NET 的数据库访问技术, ADO.NET 是对 ADO 的重大改进, 可以确保向任何平台上的应用程序进行有效的数据传输, 它大大提高了数据访问的效率。使用 ASP.NET 和 .NET 的基础类库, 开发人员可以轻松的开发出强大的 Web Service, 同时它为网站设计人员和网络程序员提供了更简单快捷的方法^{[18-19][23-30]}。

本系统的 Web 应用程序和集成开发选用的开发工具是 VS.NET 2003 的 ASP.NET, 具体编程语言采用 C#。同时考虑到计算效率、代码稳定性和开发效率等, 以 Boland C++ Builder6 作为开发优化算法模块的工具, 以 Web Services 的方式与系统集成^[31-37]。

5.3.2 系统配置

5.3.2.1 网络环境

二滩水电开发有限责任公司已经建成内部局域网并且与外部 Internet 连接,

本系统最终运行在以此网络为基础的 VPN 虚拟专网上。据此设计了系统逻辑网络图（图 5.2）。

5.3.2.2 软件环境

二滩水电开发有限责任公司目前的应用系统采用 ASP 开发，数据库采用 MS SQL Server2000。根据其现有软件基础和未来软件开发运行的需要，确定系统软件运行环境如下：

(1) WWW 服务器：要求系统平台要求为 Windows2000 Advance Server，Web 服务器为 IIS6.0，.Net 框架平台为 .Net Framework v1.14322。

(2) 数据库服务器：要求系统平台为 Windows2000 Advance Server，关系数据库为 MS SQL Server2000。

(3) 客户机：要求系统平台为 Windows 2000 Professional，浏览器为 IE5.0 以上版本浏览器。

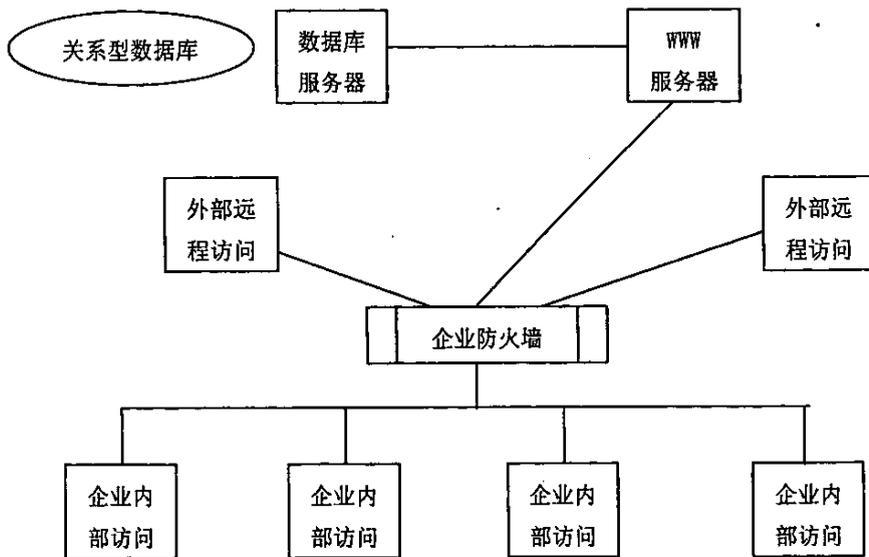


图 5.2 系统逻辑网络图

5.3.3 系统结构

本软件系统结构为 3 层结构设计，依次为界面层，商业逻辑层，数据层。图 5.3 列出了系统结构及相互关系。

界面层用 ASP.NET 开发 Web 页面，利用 VS.NET 提供的各类组件，提供给用户丰富的人机交互手段和数据表示方法。

商业逻辑层包含中长期径流预测的计算组件，采用 C++ Builder 开发的组件实现。界面层通过 Web Services 调用这些应用组件。

数据层包含处理数据库连接与查询的组件。提供对后台数据库的访问。

采用上述三层结构设计，使整个软件结构清晰，易于修改和维护。

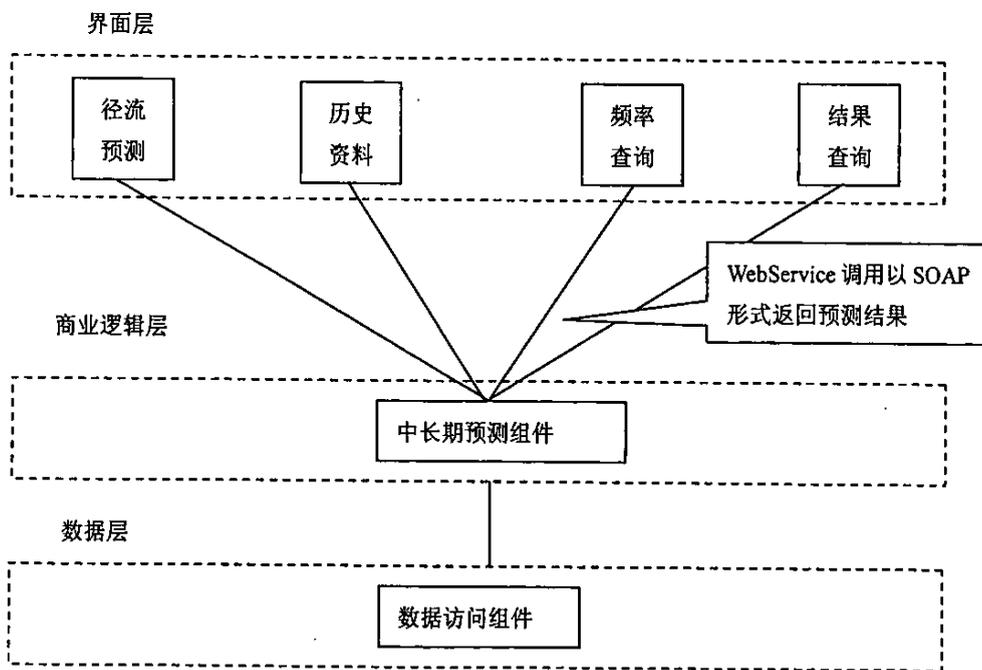


图 5.3 软件系统结构图

5.3.4 数据库配置

数据库设计建模工具选用 Microsoft Viso2002，可以直接与 MS SQLServer2000 交互操作，实现数据库对象与模型的同步。中长期径流预测涉及面广，包含了很多子系统和数据资料，为此本系统数据库分为以下几个部分：

文档库，历史径流资料库，预测成果库等三个库。

(1) 文档库，包括水文中长期预报规范；各种模型的参数说明，数据库中各种表的注释等。

(2) 历史径流资料库，包括二滩水电站逐年月平均流量资料、逐年旬平均流量资料。

(3) 预报成果库，将多种模型的预测结果保存到数据库中，以方便查询。

5.4 系统功能

5.4.1 系统功能

二滩水电站中长期径流预测包括以下几个模块分别为：历史资料模块，预测模块，预测结果查询模块，丰枯形势分析模块和帮助模块。具体见图 5.4。

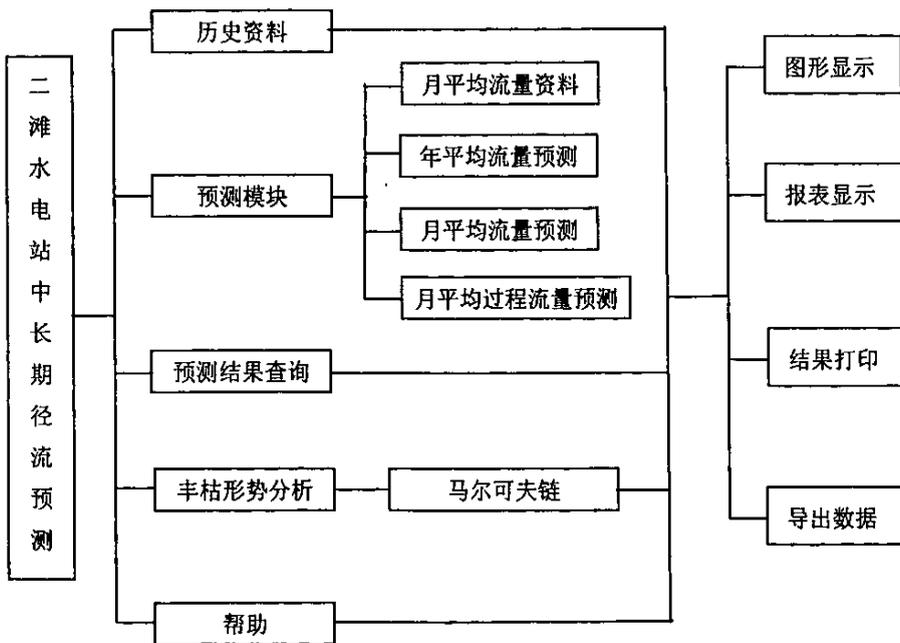


图 5.4 二滩水电站中长期径流预测系统主要功能图

(1) 历史资料模块。可以对二滩水电站逐年月平均流量和旬平均流量资料，进行添加、修改、删除、更新等操作。

(2) 预测模块是采用数理模型(最近邻抽样回归模型、人工神经网络模型、

门限回归模型)根据历史资料可以预测未来的径流量大小。包括年平均流量预测,月平均流量预测、旬平均流量预测、月平均流量过程预测、旬平均流量过程预测。

(3) 预测结果查询,选择起始年份查询数据库中的预测结果。包括年平均流量预测结果查询、月平均流量预测结果查询、旬平均流量预测结果查询。

(4) 丰枯形势分析,即根据马尔可夫概率转移矩阵分析未来年份的丰枯形势。

(5) 帮助模块,介绍了软件的使用方法,可能出现的问题的解决办法等。

另外,预测的结果可以直接导出到 Excel 中,也可以直接绘制成折线图、柱装图等多种图形;具备打印预览,打印^[35-37]等功能。

5.4.2 软件成果

根据上述设计思路,采用 C++Builder 6.0 制作 Web Service,利用 ASP.NET 制作客户端(如图 5.5 所示),整个网络系统便开发成功了。客户只要在 IE 中输入服务器的域名或者 IP 地址,经过授权验证之后便可以方便地使用本系统软件提供的功能。

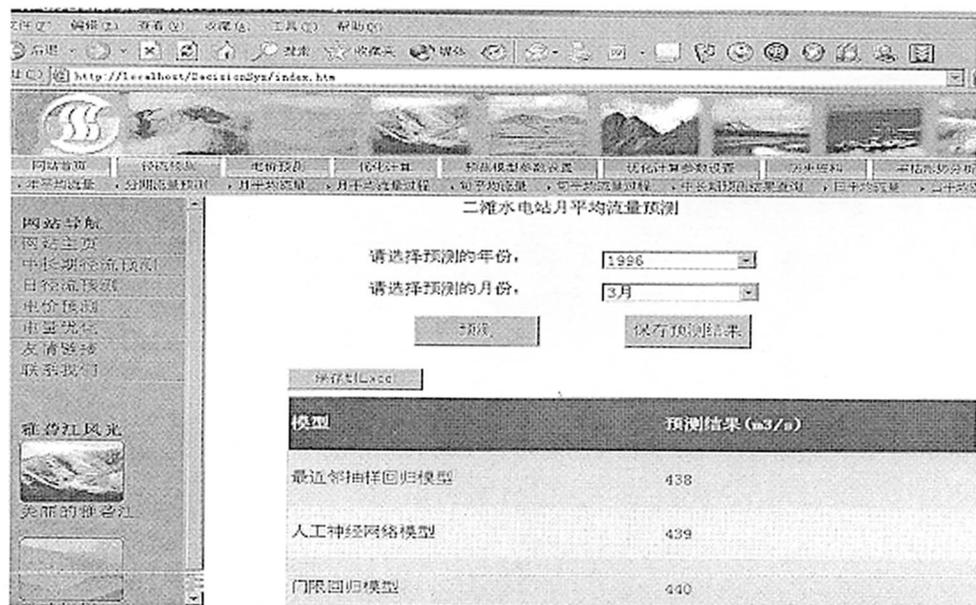


图 5.5 应用 ASP.NET 制作的客户端窗体

5.5 小结

本章以二滩水电站为例，叙述了中长期预测软件系统的结构，系统以 ASP.NET 为开发工具，应用 Web Service 技术制作而成，可以通过网络直接访问，灵活性和移植性大大提高。系统功能强大，不但可以实现基本的预测、结果保存、查询、绘图、打印等功能，还与 Office 建立直接联系，绘制的图表可以直接导入 Office 系列软件之中，方便了客户的工作。同时该系统作为二滩水电站经营管理系统的的重要组成部分，对二滩水电站的良好经济运行起到了很好的辅助决策作用。

参考文献:

1. 严秉忠, 马光文, 徐刚等. 基于 ASP.NET 河 Web Service 的二滩水电站丰枯形势分析. 水利水电科技进展. 2004, 24(1)
2. 严秉忠, 马光文, 徐刚. 基于 ASP.NET 河 Web Service 的二滩水电站中长期径流预测系统. 水力发电. 2005, 31(3)
3. 龚琪. Web Service 技术及其应用[J], Computer Era, 2003(7): 6~7
4. 吴迪, 陈钢. 新一代的 Web Service 技术[J]. 计算机应用研究, 2003: 4~9
5. 李红信, 范玉顺. 基于 Web Service 的异构 workflow 管理系统的集成和互操作研究[J]. 信息与控制, 2003, 32(3): 193~197
6. 叶明全, 伍长荣. 基于 ASP.NET 和 Web Service 技术的应用程序开发[J]. 福建电脑, 2003(11): 42~43
7. 刘克. 基于 Internet 的分布式计算 Web Service 体系构架[J]. 天津理工学院学报, 2003, 19(2): 92~95
8. Jarrod Hollingworth, 等. C++Builder 5 程序设计大全. 机械工业出版社. 2002. 1
9. 张济, 等. Borland C++ Builder 3.0/4.0 类参考详解. 清华大学出版社. 1999. 11
10. 徐士良. C 常用算法程序集. 清华大学出版社. 1994. 1
11. 李幼仪, 等. C++ Builder 高级应用开发指南. 清华大学出版社. 2002. 11
12. 朱时银, 等. C++ Builder 5 编程实例与技巧. 机械工业出版社. 2001. 2
13. Russ Basiura, Mike Batongbacal. Professional ASP .NET Web Services. 北京: 清华大学出版社. 2002, 6
14. Matt Butler, Matthew Gibbs. ASP .NET Mobile Controls. 北京: 清华大学出版社. 2002, 6
15. Matthew Reynolds, Karli Watson. .NET Enterprise Development in C#: From Design to Deployment Written and tested for final release of .NET v1.0 .北京: 清华大学出版社. 2002, 8
16. Charlie Calvert, 等. Borland C++ Builder 应用开发大全. 清华大学出版社 1999. 6
17. 周德兴, 等. 应用程序帮助系统制作指南. 科学出版社. 2002. 4
18. 黎晓东, 等. 精通 ASP.NET 编程. 科学出版社. 2003, 4
19. Alex Homer. ASP .NET Web Forms 高级编程. 北京: 清华大学出版社. 2003, 6

20. 周德兴, 等. 应用程序帮助系统制作指南. 科学出版社. 2002, 4
21. 谭浩强. C 程序设计 (第二版). 清华大学出版社. 1999. 12
22. Adam Freeman, 等. Microsoft .NET XML Web 服务器程序设计. 清华大学出版社. 2003. 8
23. Marco Bellinaso, 等. ASP.NET Web 站点高级编程——提出问题—设计方案—解决方案. 清华大学出版社. 2002. 9
24. Russ Basiura, 等. ASP.NET 安全性高级编程. 清华大学出版社. 2003. 4
25. Dinar Dalvi, 等. .NET XML 高级编程. 清华大学出版社. 2002. 6
26. Alex Homer. ASP.NET Web Forms 高级编程. 清华大学出版社. 2003. 6
27. 李维. C++ Builder 6 SOAP/Web Service 开发. 华中科技大学出版社. 2002. 8
28. Adam Freeman, Allen Jones. Microsoft .NET XML Web Service Step By Step. 北京: 清华大学出版社. 2003, 8
29. Dinar Dalvi, Joe Gray. Professional XML for .NET Developers. 北京: 清华大学出版社. 2002, 6
30. 黎晓东, 等. 精通 ASP.NET 编程. 科学出版社. 2003. 4
31. Michael Otey, 等. SQL Server 2000 开发指南. 清华大学出版社. 2002. 1
32. David McAmis. Professional Crystal Reports for Visual Studio .NET. 北京: 清华大学出版社. 2003, 4
33. 郑淑芬. .NET Crystal Reports 实战演练. 北京: 中国铁道出版社. 2003, 2
34. 飞思科技产品研发中心. .NET 平台 Crystal Reports 设计与开发. 电子工业出版社. 2003, 5
35. 孙永强, 戴峰, 陈宗斌. Visual C# .NET 程序设计基础. 北京: 清华大学出版社. 2002, 5
36. 微软公司, 东方人华. C# 语言参考手册. 北京: 清华大学出版社. 2001, 7
37. 单银根, 黎连业. C#语言及程序设计. 北京希望电子出版社. 2001, 7

6 结论与展望

本论文结合二滩竞价上网课题的具体要求,对二滩水电站中长期入库径流进行分析预测,建立了基于 WebService 和 ASP.NET 的二滩水电站中长期入库径流智能预测系统,系统包括年、月平均流量预测、月平均流量滚动预测、预测结果查询、丰枯分析等几方面的内容,对二滩水电站安全、稳定、经济运行,尤其是在电力市场环境下准确的制定年、月发电计划提供了重要的参考,论文按照系统建立的逻辑步骤,分章节逐步进行叙述,取得如下研究成果:

(1) 详细的分析了二滩水电站入库径流特性,包括年平均流量、月平均流量的变化规律以及年内枯水期和丰水期的变化规律等几方面内容,论文采用图表和文字叙述相结合的方式,力争清晰明了。论文引入了目前处理非线性系统非常热门的小波变换方法,采用两种小波函数分别对二滩水电站年、月径流序列的变化规律进行比较分析,最后通过小波方差图的方式得到序列的主要周期成分。

(2) 考虑到生产实际问题的需要,本文提出了智能预测系统的概念,所谓智能的含义就是将多种数理模型参数率定的方法从传统的经验率定转变为通过优化算法(本文采用遗传算法)来自动寻优,以预测误差作为模型参数率定好坏的依据。这种改进在实际生产中作用明显,模型在设计的时候考虑了径流序列延展性,可以根据径流序列长度的变化动态建模,同时将复杂的模型原理通过优化算法进行了巧妙的隐藏。从结果看,这种方式是可行的。

(3) 对年平均流量的预测采用定性和定量方法相结合的方式,定性预测的方法采用了马尔柯夫概率转移概率和权马尔柯夫概率转移概率两种方法进行分析,定量预测方法采用了 AR 模型、灰色 GM(1,1)模型、人工神经网络模型、人工神经网络和小波变换的耦合模型等几种方法,从预测结果可以看,预测精度高,结果可靠。

(4) 对月平均流量的预测采用了枯水期和丰水期单独预测的方法,枯水期预测采用了最近邻抽样回归模型、分级退水曲线模型、门限回归模型、小波和人工神经网络的耦合模型等四种方法,丰水期预测采用了均生函数模型、人工神经网络和最近邻的耦合模型、小波神经网络耦合模型等三种方法,从预测精

度看,枯水期预测精度要明显高于丰水期,这与径流序列本身的变化规律有关。

(5) 对月平均流量滚动预测采用了单站解集模型和投影寻踪回顾模型等两种方法,随着滚动长度的增加,滚动预测的误差虽有所上升,但是对径流序列的变化趋势的把握较好。

(6) 采用 WebService 技术对数理模型进行了较好的封装,以.NET 作为重要开发工具,开发了二滩水电站中长期径流智能预测系统,系统采用 B/S 模式,以 SQL 作为底层数据库。系统界面优化,操作简单,具有良好的可拓展性和可移植性。

由于作者的水平和其它客观条件的限制,在论文研究过程中还遇到很多问题有待于进一步的深入研究和完善。

(1) 本文虽然应用了多种方法对径流中长期进行了预测,但大多是基于时间序列的方法,时间序列预测方法缺乏物理基础,由于条件的限制,本文在研究过程中未能引入气象数据,对径流的成因进行分析,这可以作为未来中长期径流预测的一个研究方向。

(2) 论文在研究过程中尝试了几种耦合算法,从效果看,要优于单一算法,因此,在未来径流预测的研究过程中,可以尝试多种模型之间进行有效的结合,发挥每一种模型的优势,但目前这方面的研究还很肤浅,有待进一步加强。

(3) 开发的中长期径流预测系统未能有效的和地理信息系统进行融合,因此系统略显单薄,今后可尝试将地理信息系统与现有的开发工具有机的结合起来,使系统功能更加齐全,界面更加美观。

作者在攻读硕士期间的科研成果

一、发表的论文

- 1、严秉忠, 刘治理, 马光文. 冶勒水库年、月平均流量预测研究. 四川水力发电. 2003, 22(4):57-59
- 2、严秉忠, 马光文, 徐刚. 基于 Web Service 和 ASP.NET 的二滩水电站中长期径流预测系统. 水力发电. 2005, 31(3):25-27, 58
- 3、严秉忠, 马光文, 徐刚, 王立明. 基于 ASP.NET 和 Web Service 的二滩水电站丰枯形势分析. 水利水电科技进展. 2004 年 12 月:57-59

二、参与的科研项目

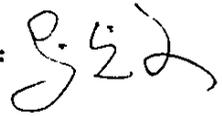
- 1、重庆电网水电站群优化调度及水火协调决策支持系统 (主研人员)
- 2、锦屏一级对四川经济的拉动作用(主研人员)
- 3、二滩水电站竞价上网决策支持系统(主研人员)
- 4、南桠河流域冶勒水电站中长期径流预测研究(主研人员)
- 5、四川省用电量负荷需求预测研究(主研人员)
- 6、四川省“十一五”能源规划(主研人员)
- 7、美国能源基金资助项目(第 2 期)——四川省推行可再生能源强制性市场份额(MMS)政策研究(主研人员)
- 8、美国能源基金资助项目(第 3 期)——四川省可再生能源发展实施管理办法(主研人员)
- 9、四川电网电源结构优化及其实现途径研究(主研人员)

声 明

本人声明所提交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。据我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得四川大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已 在论文中作了明确的说明并表示谢意。

本学位论文成果是本人在四川大学读书期间在导师指导下取得的，论文成果归四川大学所有，特此声明。

指导教师签名：



研究生签名：



致 谢

2003 年是最有价值的一年，那一年塞北高原的点点秋风，送我走进了马老师的怀抱。

2006 年是最有意义的一年，那一年成都平原的片片绿叶，见证了我研究生的顺利毕业。

三年的研究生生活在我的人生旅途中很短暂，然而在我的内心深处她会停留的很久远，因为在这三年里，凝聚了我们深厚的师生情谊，无论是在学习还是生活当中都始终离不开马老师深切的关爱，马老师勤劳的身影激励我必须去努力，去拼搏，马老师渊博的知识告诉我没有懈怠，只能前进，马老师为人豁达，处事的潇洒，让我知道我还有太多的东西需要学习。与其说是三年的研究生活改变了我，不如说是马老师改变了我，我发自内心的向马老师表示感谢，谢谢您三年来对我的照顾和指导，您辛苦了。

在此，我还要特别感谢师母在学习和生活中给予我的指导和关心，对您的教诲我将铭记在心，我相信您对我的谆谆教导会激励我在今后的道路上充满自信，我真诚希望在今后能够继续得到您的指导！

感谢二滩水电开发有限责任公司的大力支持，祝公司前程似锦！

感谢教研室其他老师在各方面的支持与帮助，他们无私的帮助令我终生难忘，祝你们大展宏图！感谢杨东方、张建、王立明、过夏明、徐刚、张娜、刘治理、左幸、陶春华、杨道辉、刘刚、岳耀峰、刘艳、吕静、李佳、黄炜斌、秦蓓蕾、门宝辉、朱聪、丁义、刘艳东等水文水资源的兄弟姐妹们，感谢他们在学习、生活中给予我的支持和帮助。对于求学期间关心我、帮助我的朋友们和同学们，我要说一声：非常感谢！

感谢远在长春的女友，和她共同走过的日子永远是我一生中最快乐的时光，她对我的默默支持和鼓励让我有勇气、有动力去面对困难，迎接挑战！相信我们的未来会更加美好！

感谢远在家乡的父母和亲人，他们无私的关爱和支持永远是我学习的动力！

三年的研究生生涯即将结束，但是你们给我的帮助和关怀却永远留在我的心中，谢谢你们！

严秉忠

2006年3月于成都