



同濟大學
TONGJI UNIVERSITY

硕士学位论文

(专业学位)

**基于 Copula 熵和神经网络的降雨径
流预报及村镇防洪系统研发**

姓 名： 汪胤

学 号： 1531796

所在院系： 电子与信息工程学院

专业学位名称： 工程

专业领域： 控制工程

指导教师： 岳继光 教授

二〇一八年三月



同濟大學
TONGJI UNIVERSITY

A dissertation submitted to

Tongji University in conformity with the requirements for

the degree of Master of Engineering

Rainfall-Runoff forecasting Based on Copula Entropy and Neural Network and System Development

Candidate: Wang Yin

Student Number: 1531796

School/Department: College of Electronics and
Information Engineering

Discipline: Engineering

Major: Control Engineering

Supervisor: Prof. Yue Jiguang

March, 2018

学位论文版权使用授权书

本人完全了解同济大学关于收集、保存、使用学位论文的规定，同意如下各项内容：按照学校要求提交学位论文的印刷本和电子版；学校有权保存学位论文的印刷本和电子版，并采用影印、缩印、扫描、数字化或其它手段保存论文；学校有权提供目录检索以及提供本学位论文全文或者部分的阅览服务；学校有权按有关规定向国家有关部门或者机构送交论文的复印件和电子版；在不以赢利为目的的前提下，学校可以适当复制论文的部分或全部内容用于学术活动。

学位论文作者签名：

年 月 日

同济大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师指导下，进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含任何他人创作的、已公开发表或者没有公开发表的作品的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本学位论文原创性声明的法律责任由本人承担。

学位论文作者签名：

年 月 日

摘要

洪水灾害是世界上最严重的自然灾害之一,准确及时的洪水预报和防洪信息管理系统作为抵御洪水灾害的重要非工程性措施,在防汛指挥决策中发挥着越来越重要的作用。虽然降雨、水位等均有测量数据,但是其他一些变量如蒸发量仍无法显式测量,因此描述一个流域的径流过程必须对模型进行简化,而不同的简化则对应不同的模型,本文以降雨径流模型作为研究对象。

首先通过查阅相关文献资料,概述了本文的研究背景和防洪非工程措施的研究意义。综述了降雨径流预报、降雨径流预报输入因子选择、降雨径流预报模型、防洪信息管理系统的国内外研究现状。介绍了降雨径流预报与防洪信息管理系统目前待解决的问题。以此得出了本文的主要研究内容,并给出了技术路线图。

基于 Copula 熵的降雨径流预报输入因子选择。将 Copula 熵理论引入降雨径流预报输入因子选择中,偏互信息(PMI)作为相关性度量的一种方法,弥补了传统的相关系数法、互信息法的不足。通过 Copula 熵计算 PMI,大大减少了相对于公式法的计算量。考虑到降雨径流数据为时间序列,文中选取了两种具有代表性的时间序列函数,根据函数随机生成一组序列,然后运用基于 Copula 熵的相关性分析方法挑选出相关变量,实验结果表明该方法不仅可以准确选取相关变量,且输入变量的挑选顺序也与函数相关程度一致,可以应用于降雨径流相关性分析中。

基于小波神经网络的降雨径流预报模型。水文过程具有持续性、周期性、趋势性、变动域、转折点等特点,降雨径流数据中可能是同时包含了以上几种特征,很难用一种方法来概括和预报。小波神经网络继承了小波分析的时频分析特性和神经网络非线性拟合特性。文中通过选取 DateMarket 数据集中 Oostanaula 河 1893-1960 年月均径流数据对该模型进行验证,并与传统神经网络模型进行对比,实验结果表明小波神经网络模型比神经网络模型预测精度有所提高。

降雨径流预报实例。将基于 Copula 熵的 PMI 算法作为降雨径流预报输入因子选择算法,将小波神经网络作为降雨径流预报模型。以太湖流域盛泽段丁家坝站实测数据验证该模型的合理性,并同时建立其他三组对比实验,实验结果表明结合 Copula 熵理论的降雨径流预报输入因子选择和小波神经网络降雨径流预报模型组合预报结果精度高于其他三组模型。

村镇区域综合防洪信息系统研发。以江苏省苏州市盛泽镇地理信息数据、观测站采集数据、水利站管理数据为基础,开发基于 GIS 的盛泽镇综合防洪信息系统,以有效记录、展示并管理最新的防洪监测信息,从而支撑盛泽镇综合防洪

信息化，为洪灾应急响应与辅助决策提供科学、有效的技术平台。

关键词：降雨径流预报，Copula 熵，小波神经网络，村镇区域防洪信息系统

ABSTRACT

Flood disasters are one of the most serious natural disasters in the world. Accurate and timely flood forecasting and flood control information management systems, as important non-engineering measures against flood disasters, play an increasingly important role in flood prevention command and decision-making. Although rainfall, water level, etc. all have measurement data, some other variables such as evaporation cannot be measured explicitly. Therefore, the model describing the runoff process of a watershed must simplify the model, and different simplifications correspond to different models. This paper uses rainfall to runoff. Model as a research object.

First of all, through reviewing the related literature, the research background and the research significance of non-engineering measures for flood prevention are summarized. The research status of rainfall runoff forecasting, input selection of rainfall runoff forecasting, rainfall runoff forecast model, and flood control information management system at home and abroad are reviewed. The problems that need to be solved in the rainfall runoff forecasting and flood control information management system are introduced. Based on this, the main research content of this paper is obtained and the technology roadmap is given.

Selection of Rainfall Runoff Forecast Input Factors Based on Copula Entropy . The Copula entropy theory was introduced into the selection of input factors for rainfall and runoff forecasting. Partial mutual information (PMI) was used as a measure of correlation measure to make up for the deficiency of traditional correlation coefficient method and mutual information method. Calculating PMI by Copula's entropy greatly reduces the amount of computation relative to the formula method. Taking into account the time series of rainfall runoff data, Two representative time series functions are selected in the paper. According to the function, a set of sequences is generated randomly. Then the relevant variables are selected by the correlation analysis method based on Copula entropy. The experimental results show that the method Not only can the relevant variables be accurately selected, but also the order of selection of input variables is consistent with the degree of functional correlation, and it can be applied to the analysis of rainfall runoff correlation.

Precipitation Runoff Prediction Model Based on Wavelet Neural Network . The

hydrological process has the characteristics of continuity, periodicity, trend, changeable domain, turning point, etc. The rainfall runoff data may contain the above characteristics at the same time. It is difficult to summarize and forecast with a method. Wavelet neural network inherits the time-frequency analysis characteristics of wavelet analysis and the nonlinear fitting characteristics of neural networks. This paper validates the model by selecting the monthly average runoff data of the Oostanaula River in the DateMarket dataset from 1893-1960, and compares it with the traditional neural network model. The experimental results show that the wavelet neural network model has better prediction accuracy than the neural network model.

Rainfall runoff forecasting case. The PMI calculation method based on Copula entropy is used as the input factor selection algorithm for rainfall runoff forecasting and the wavelet neural network rainfall runoff forecasting model. The experimental data of Dingjiaba station in Shengze section of Taihu Lake Basin was used to verify the rationality of the model. At the same time, other three groups of comparative experiments were established. The experimental results show that the combination of rainfall runoff forecast input factor selection and wavelet neural network rainfall runoff forecasting model combined with Copula entropy theory. The accuracy of the forecast results is higher than the other three groups of models.

Rural area comprehensive flood control information system research and development. Based on the geographic information data of Shengze Town, Suzhou City, Jiangsu Province, data collected by observation stations, and management data of water conservancy stations, the comprehensive flood prevention information system based on GIS was developed to effectively record, display, and manage the latest flood control monitoring information. Supporting the comprehensive flood control informationization in Shengze Town, providing a scientific and effective technology platform for flood emergency response and aid decision-making.

Key Words: rainfall-runoff forecasting, Copula entropy, Wavelet neural network, flood control information system

目录

第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景	1
1.1.1 本文背景	1
1.1.2 研究意义	2
1.2 国内外研究现状及分析	3
1.2.1 降雨径流预报研究现状	3
1.2.2 降雨径流预报输入因子选择方法研究现状	4
1.2.3 神经网络模型在降雨径流预报中的研究现状	5
1.2.4 防洪信息管理系统的研究现状	6
1.2.4 待解决的问题	6
1.3 研究内容与研究路线	7
1.3.1 研究内容	7
1.3.2 技术路线	7
1.4 章节安排	9
第 2 章 降雨径流预报输入因子选择-基于 Copula 熵的相关性分析	10
2.1 相关性分析概述	10
2.1.1 Pearson 相关系数	11
2.1.2 互信息	12
2.1.3 偏互信息	12
2.1.4 MIC 相关性	13
2.2 Copula 熵理论	13
2.2.1 信息熵	13
2.2.2 Copula 函数及其性质	14
2.2.3 Copula 熵及其性质	14
2.3 基于 Copula 熵的输入因子选择	16
2.3.1 Copula 熵与偏互信息(PMI)的关系	16
2.3.2 Copula 熵的计算	17
2.3.3 输入变量显著性检验	18
2.3.4 输入变量选择步骤	18
2.4 基于 Copula 熵的相关性分析标准函数测试	19
2.5 本章小结	21
第 3 章 降雨径流预报模型-小波神经网络	22
3.1 小波神经网络相关理论	23
3.1.1 小波神经网络的发展历程	23
3.1.2 小波神经网络的结构	24

3.2 小波神经网络预测算法步骤.....	26
3.2.1 网络结构的确定	26
3.2.2 参数的初始化	27
3.2.3 小波神经网络学习算法	28
3.3 基于小波神经网络的水文预报仿真实验.....	30
3.3.1 实验数据说明	30
3.3.2 实验评价指标	31
3.3.3 实验结果分析	31
3.3.4 实验结论	33
3.4 本章小结.....	34
第 4 章 降雨径流预报实例-太湖流域盛泽段.....	35
4.1 流域概况.....	35
4.2 实验整体框架.....	36
4.3 太湖流域盛泽段降雨径流预报实验.....	37
4.3.1 输入因子的选择	37
4.3.2 预报模型的建立	40
4.4 本章小结.....	43
第 5 章 村镇区域综合防洪信息系统-盛泽镇.....	44
5.1 系统开发目标及功能需求分析.....	44
5.1.1 系统开发目标	44
5.1.2 功能需求分析	44
5.2 系统总体框架设计.....	45
5.2.1 总体架构	45
5.2.2 软件技术架构	47
5.3 系统数据库设计.....	48
5.3.1 基础地理数据库	49
5.3.2 防汛监测数据库	50
5.3.3 应急指挥数据库	50
5.3.4 洪涝灾害数据库	51
5.3.5 后台管理数据库	51
5.4 系统功能设计.....	51
5.4.1 基础地理信息	52
5.4.2 防汛监测信息	53
5.4.3 洪灾应急指挥	56
5.4.4 洪灾评估分析	57
5.4.5 后台管理	57
5.5 本章小结.....	58
第 6 章 总结和展望	59

6.1 本文总结.....	59
6.2 研究展望.....	59
参考文献.....	61
致谢.....	65
附录 A Oostanaula 河径流量预测结果.....	66
附录 B 丁家坝站水位预测结果.....	68
个人简历、在读期间发表的学术论文与研究成果	78

插图索引

图 1.1	1998 长江洪水受灾图	2
图 1.2	降雨-径流物理过程图	4
图 1.3	技术路线图	8
图 2.1	联合熵和互信息示意图	17
图 3.1	组合式小波神经网络	25
图 3.2	融合式小波神经网络	26
图 3.3	小波神经网络训练流程图	30
图 3.4	小波神经网络预测结果	32
图 3.5	BP 神经网络预测结果	33
图 4.1	太湖流域地形图	35
图 4.2	太湖流域盛泽段流域图	36
图 4.3	计算步骤流程图	37
图 4.4	BP 网络结合相关系数法预报结果	41
图 4.5	BP 神经网络结合 Copula 熵法预报结果	42
图 4.6	小波神经网络结合相关系数法预报结果	42
图 4.7	小波神经网络结合 Copula 熵法预报结果	42
图 5.1	系统总体架构图	46
图 5.2	系统软件开发框架图	48
图 5.3	村镇区域综合防洪信息系统框架	49
图 5.4	系统界面与子系统模块划分	52
图 5.5	地理信息子系统	52
图 5.6	图层组织管理	53
图 5.7	水雨工情监测信息详情图	53
图 5.8	西扇站实时水位图	54
图 5.9	市头浜站水位过程图	54
图 5.10	监测站雨情信息	55
图 5.11	桃源站雨情信息	55
图 5.12	监测站泵机状态图	56
图 5.13	洪灾应急指挥子系统	56
图 5.14	洪灾评估分析子系统	57
图 5.15	后台管理子系统	57

表格索引

表 2.1 AR1 实验结果.....	20
表 2.2 AR9 实验结果.....	20
表 3.1 预报模型精度等级表.....	31
表 3.2 BP 神经网络和小波神经网络预测结果对比	33
表 4.1 相关系数法选择结果.....	38
表 4.2 基于 Copula 熵的 PMI 方法第一阶段选择结果	38
表 4.3 基于 Copula 熵的 PMI 方法第二阶段选择过程	39
表 4.4 基于 Copula 熵的 PMI 方法选择结果	40
表 4.5 不同输入因子对预报结果的比较分析	43
表 5.1 水位站表	49
表 5.2 水位中心点数据表	50
表 5.3 预警信息发布表.....	50
表 5.4 洪涝灾害统计表.....	51
表 5.5 物资信息报表	51

第 1 章 绪论

1.1 研究背景

1.1.1 本文背景

水是人类赖以生存的最重要的物质之一，是社会和经济可持续发展不可或缺的自然资源^[1-2]。人类文明的发展离不开水，世界历史上四个人类历史文明的起源与发展都是伴随着河流，例如中国的黄河、埃及的尼罗河、印度的印度河以及巴比伦的幼发拉底河。这些大河在给人们提供了丰富的渔产的同时，也给人们种植农作物提供了良好适宜的环境。因此，人类的文明也可以说是大河的文明。然而任何事物都有两面性，人类利用河水进行灌溉、工业生产、运输的同时，也承受着水给人类带来的各种灾害^[3]。

中国幅员辽阔，地形复杂，季风气候显著，是世界上水灾频发且影响范围较广泛的国家之一。全国约有 35% 的耕地、40% 的人口和 70% 的工农业生产经常受到江河洪水的威胁，并且因洪水灾害所造成的财产损失居各种灾害之首。根据史料统计，从公元前 206 年至 1949 年的 2155 年当中，全国各地发生较大的洪涝灾害 1092 次，平均约每两年发生 1 次。1954 年是 1949 年以来长江全流域洪涝灾害最严重的一年，全国受灾农作物面积达 2.4 亿亩，约 3.3 万人死亡。1998 年长江、嫩江、松花江流域的特大洪水，受灾面积 3.34 亿亩，受灾 1.8 亿人，死亡 4150 人^[4]，图 1.1 为 1998 年长江洪水受灾图。据民政部统计，2016 年洪涝灾害造成全国 9954.9 万人次受灾，968 人因灾死亡，214 人失踪，604.2 万人次紧急转移安置，284.5 万人次需紧急生活救助；农作物受灾面积 8531.4 千公顷，其中绝收 1297.3 千公顷；房屋倒塌 44.1 万间，215.5 万间不同程度损坏；直接经济损失 3134.4 亿元。

水文预报是水文学的一个重要组成部分，它是建立在充分掌握客观水文规律的基础上，预报未来水文现象的一门水文学科。准确及时的洪水预报为防洪和蓄水调度决策提供了科学依据，已经成为重要的防洪决策支持技术，作为抵御洪水灾害的重要非工程性措施，在防汛指挥决策中发挥着越来越重要的作用^[5]。降雨径流预报作为洪水预报的重要组成部分，是迫切需要发展的问题。

本文的研究来源于国家科技支撑计划子课题“长三角村镇区域防洪关键技术研究”。长三角地区河网密布，圩区众多，台风风暴潮汐影响严重，水位易涨难消。受特殊的地理环境和气候影响，长三角地区村镇建筑和基础设施在历次洪灾中都极易发生严重的破坏，需要通过科学的手段来提升工程结构的抗洪防灾能

力。科学预报洪水，安排洪水出路，研制防洪关键技术，将洪水灾害置于可控状态，是减少洪水灾害的切实可行和经济有效的措施。



图 1.1 1998 长江洪水受灾图

1.1.2 研究意义

洪涝灾害的防治，工程措施起到了至关重要的作用。从历史洪水灾害发生情况来看，全国水利工程措施在防御洪水灾害上功不可没。防洪水利工程，主要可以分为水库和堤防两大类。水库工程的设计标准相对较高，因为在洪灾发生时，首先必须要确保水库自身安全的前提下再来最大程度地发挥防洪作用。江河堤围的设计标准相对较低，对于不同地区，其设计标准差别还很大。例如在重要的城市附近的堤防，其设计标准相对较高，可以达到百年一遇的洪水设计标准。而对于偏远和农村地区，设计标准就较低一些，可以达到 20 年或者 10 年一遇的洪水标准，有些地区可能只有 5 年一遇的标准。因此对于重要城镇等局部地区来说，由于其水利工程措施设计标准高，抵抗洪灾的能力强，但是对于我国总体而言，其抵御洪灾的能力经常是很脆弱的。而且洪水灾害还具有很强的时空变化，发生特大的洪水导致洪灾的往往是局部地区，如果全部提高工程措施的设计标准，将会需要投入巨大资金，但有些地区使用效率低，并没有发挥相应效益。另外对于大型的防洪工程项目，占地多，移民问题突出，还会带来一些社会问题。防洪非工程措施指通过洪水预报、洪水调度、洪水警报等减少洪泛区洪水灾害损失^[6]，我国在 50 年代就采用工程措施与非工程措施的洪水预报、警报和救济相结合的办法，对减少洪灾损失取得明显的效果。因此本文的研究具有十分重要的工程意义。

1998 年我国发生了长江全流域性特大洪水和松花江、嫩江超历史记录的大

洪水, 导致全国 1.8 亿人受灾, 死亡 4150 人, 直接经济损失高达 2551 亿。历史防洪的经验表明, 及时有效的非工程措施, 能大大减少洪灾造成的损失, 在防洪中起到了巨大作用。洪水预报是重要的防洪决策支持技术, 作为防洪中的重要非工程措施, 在防汛指挥决策中发挥着越来越重要的作用, 及时准确的洪水预报为防洪决策提供了科学依据, 减少洪灾造成的损失, 对防汛抗洪有着十分重要的社会意义。

水文系统是一个开放的、复杂的系统, 同时又是一个动态的非线性复合系统。一方面它是与气候、地形等自然因素相互作用、相互依赖的; 另一方面, 它又受到流域开发程度、当地文化水平等人类生产活动的不同程度的影响, 从而形成了水文系统的复杂的演化规律。所以如何对它进行精确的预报, 特别是如何进行精确的中长期水文预报是水文科学领域内的一个难题, 有十分重要的理论意义^[7]。

1.2 国内外研究现状及分析

1.2.1 降雨径流预报研究现状

降雨-径流预报是根据已有观测数据学习到反映其规律的模型, 用于决策以及研究自然现象。当雨水降落到地面, 在土层和地面中形成径流, 汇集到河道中可以提高水位, 超过河道容量则形成洪水。在实际应用中, 径流一般指观测到的河流中的水位或流量, 其中水位指河流等水体相对于某个参考点的高度, 流量指单位时间内流过给定横截面的水体的体积, 它们随时间变化的曲线称为水文曲线, 在河流中二者可以通过定额曲线进行转换, 图 1.2 为降雨径流物理过程图。

由于水传播介质的多样性, 从降雨到河流流量的转换是具有不同时空尺度的过程的相互作用的结果。降雨-径流过程的建模受制于流域复杂度以及合适、定量地表达流域信息的困难, 尽管经过多年的研究以后, 仍然是一个非常具有挑战性的问题^[8]。

现有的降雨径流预报模型可以分为过程驱动模型方法和数据驱动模型两种。过程驱动模型指是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^[9]。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。

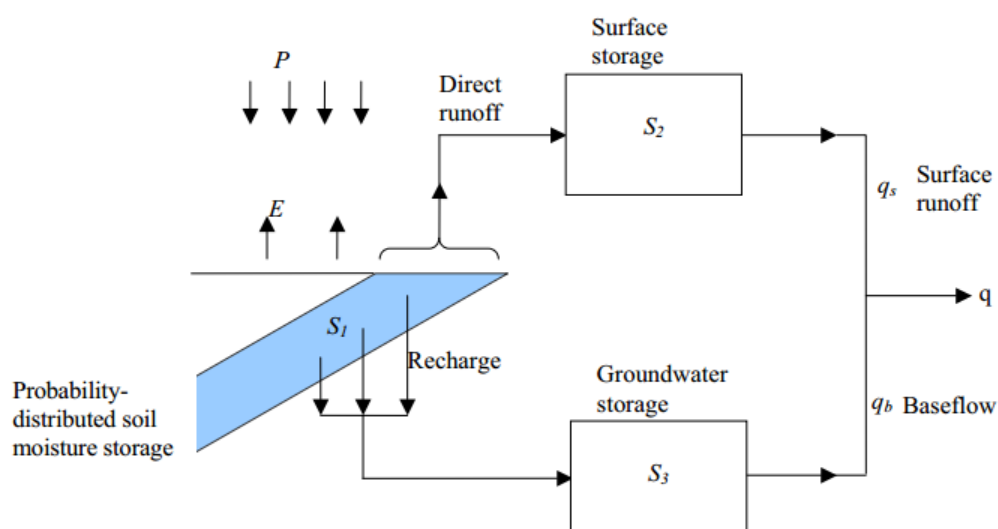


图 1.2 降雨-径流物理过程图

1.2.2 降雨径流预报输入因子选择方法研究现状

输入因子的选择对于降雨径流预报的结果有着十分重要的影响。**Maier**^[10]总结了 43 篇关于人工神经网络在降雨径流预报建模应用的期刊论文，发现许多情况下都是由于输入变量的不准确导致了所得结果的精度不高。过多的输入变量会导致预报模型规模扩大，复杂性及计算量增加，而输入因子不足，则难以揭示输入、输出变量之间的客观规律，两种情况都会导致预报结果精度降低。因此选择正确的输入变量对于降雨径流预报结果的精度有着重要的意义。

输入因子的选择对于预报模型的重要性已经在水文预测领域得到了广泛关注，国外也有学者对此进行了研究，**Wu**^[11]在其书的第三章专门介绍了常用的输入因子选择方法，这些方法大致可以分为以下四种。

（1）先验知识法。在针对水文系统的预报中，对被建模的水文系统的理解非常重要，以便选择合适的模型输入。**Campolo**^[12]在其论文中依靠先验知识来选择合适的输入集合。然而该方法依赖于专家的知识，因此非常主观且有时仅仅适合于个案。

（2）相关系数法。相关系数法主要为通过计算输入变量和输出变量之间的相关系数，选择相关系数大的变量作为模型的输入。**Imrie**^[13]通过使用相关系数法计算两流域站点流量的相关系数来确定了神经网络的输入。而该方法仅仅适合于变量间具有线性相关，并且变量需要服从多元正态分布。

（3）穷举法。枚举出所有预报因子的组合，选择预测效果最佳的一组作为

模型的输入。Chalisgaonkar^[14]使用该方法对站点流量进行预测,该方法能准确得到预报因子,而需要的计算量过大。

(4) 灵敏度分析法。采用训练的神经网络对每一个变量进行灵敏度分析,从而确定对结果影响较大的因子。该方法需要对所有可能的输入变量进行灵敏度分析,变量过多时则计算量较大。Liong^[15]等采用此方法对水文预报模型的精度进行了分析,并建议将初始的8个输入减少为5个。

1.2.3 神经网络模型在降雨径流预报中的研究现状

神经网络具有良好的非线性映射能力,而且网络模型构建方便,对数据的适应性很好,预测准确率高,已经被广泛应用于中长期水文预报中,是水文领域研究中的一种重要方法。

赵文秀等^[16]利用随机森林模型筛选输入因子,将选取的预报因子作为 RBF 神经网络的输入。实验选取我国南方某条河流 1965-1999 年每年七月的流量作为训练数据,对 2000-2008 年每年七月的流量进行了“滚动式”预报。预报结果表明采用 RBF 神经网络进行径流预报的相对误差均在 10% 以内,“滚动式”长期径流预报结果的相对误差的绝对值均在 20% 以内。

姜璇^[17]利用 EEMD-ANN 模型、人工神经网络模型(ANN)和自回归模型(AR)开展三峡水库年径流预报研究,结果表明:EEMD-ANN 模型预报结果与实测值的相关性更强,预报误差明显减少。其均方根相对误差比 ANN 和 AR 模型分别减小了 7% 和 10%,相关系数和 Nash-Sutcliffe 效率系数分别达到 0.83 和 0.69,均显著优于 ANN 和 AR 模型。

邢柏锋^[18]利用小波神经网络对黄河某水文站实测年径流量的时间序列水文样本进行预测,并与回归分析等预测方法比较。实验结果表明,基于小波网络水文预测方法能够获得准确的预测结果,为水文系统的预测预报提供新的有效途径。

随着神经网络的不断发展与成熟,各种神经网络模型也逐渐应用于降雨径流预报当中,如 GRNN 神经网络、RBF 神经网络、Elman 神经网络、小波神经网络。基于水文数据自身的特点,小波神经网络是降雨径流预报中最为广泛的一种模型。Pati 和 Krishnaprasad^[19]最早研究了神经网络与小波变换之间的联系,提出了离散仿射小波神经网络模型,其思想是将离散小波变换引入神经网络模型,通过对 Sigmoid 函数的平移伸缩构成 $L^2(\mathbf{R})$ 中的仿射框架,进而构造神经网络。1992 年 Zhang Qinghua 和 Benveniste^[20]明确提出了小波神经网络的概念和算法,其思想是用小波元代替神经元,即用已定位的小波函数代替 Sigmoid 函数做激活函数,通过仿射变化建立起小波变换与网络系数之间的联接,并用于函数逼近。小

波神经网络合了小波变换良好的时频局域化性质与传统神经网络的自学习功能，近年来也广泛应用于水文预测。

1.2.4 防洪信息管理系统的研究现状

防洪信息管理系统作为防汛非工程措施的重要组成部分，随着计算机技术的快速发展与应用，在国内的水利部门也逐步有所发展。最初国内开发的防洪信息管理系统大部分基于客户端/服务器（C/S）架构，而 C/S 架构的系统存在使用范围仅限于部门内部的局域网，存在各个业务部门之间难以查询和更新信息，广大群众获取信息困难等问题。因此，基于浏览器/服务器（B/S）架构，利用 Internet 来实时监测水雨情数据信息、发布洪灾应急指挥信息，部门人员通过浏览器进行数据更新和信息发布是防洪系统的发展趋势^[21]。

向柳波等人^[22]使用最新标准的 HTML5 与防汛信息管理与发布系统结合，开发了基于 HTML5 的鄱阳湖区防汛信息管理与发布系统，该系统主要由通用部门、信息管理（后台）、信息发布（前台）三个部分组成。采用 ASP.NET 技术，SQLSERVER 2008 数据库、Visual Studio2010 集成开发环境。应用结果也表明该系统具有一定实用性，可以推广使用。

王毓森等人^[23]开发的甘肃水情信息管理系统，该系统主要实现了对各类水情信息的监控及统计，能够对各类水情信息进行快速处理和检索，为各级防汛部门及时、准确、全面、有效地掌握水雨情信息提供了可靠依据。

然而相比于国外的防汛信息管理系统，国内使用的许多技术还是相对较落后。现有的国外防汛信息管理系统前台页面都能遵循网页制作规范，主要包括 HTML、CSS 书写及使用规范，并且能够兼容主流的 IE、Chrome、FireFox 等浏览器。例如美国河防管理局系统^[24]，该系统在主流浏览器下都能正确显示，系统界面风格统一，用户能及时方便的查询到需要的信息，与国内的防汛信息系统相比，要“轻便”很多。

1.2.4 待解决的问题

（1）降雨径流预报输入因子的确定

结合国内外目前在水文数据预测方面的研究，降雨径流预报输入因子的选择大多数根据先验知识、相关系数法、穷举法，存在输入因子不准确和算法复杂度高两大问题。

（2）降雨径流预报模型的选取

针对水文时间序列持续性、周期性、趋势性、变动域、转折点等特点，选择

合适的模型进行精确预报也是本文待解决的一大问题。

(3) 防洪信息系统的研发

结合课题组前期在苏州吴江区防灾办等地的调研,现有的水利系统还是使用传统的 C/S 架构,普通用户难以获取相关信息,系统功能还不够完善。因此开发一个智能化防洪信息系统并能惠及偏远地区也是本文需要解决的一个问题。

1.3 研究内容与研究路线

1.3.1 研究内容

本文研究了防洪非工程措施两大重要组成部分水文预报以及防洪系统开发。水文系统由于复杂,影响因素众多,本文对其进行简化,以降雨径流模型作为研究对象。

(1) 降雨径流预报准确性的关键问题之一是输入因子的选择。过多的输入变量会导致预报模型规模扩大,复杂性及计算量增加,而输入因子不足,则难以揭示输入、输出变量之间的客观规律,两种情况都会导致预报结果精度降低。因此,正确、科学地选择输入因子对预报结果的准确性起到至关重要的作用。

(2) 水文数据具有持续性、周期性、趋势性、变动域、转折点等特点。时域分析从时间域上描述水文序列,具有时间定位能力,但无法得到关于其变化的更多更丰富的信息,例如周期、采样率等。频域分析通过傅里叶变换可以揭示水文时间序列不同的频率成分,但却模糊了时域上的问题。神经网络由于常被用来拟合非线性问题在水文领域也得到了普遍应用。因此,选取一个合适的降雨径流预报模型也是本文的一个主要内容。

(3) 利用现代计算机技术、测控技术、通讯技术、和现代水文预报技术,以江苏省苏州市盛泽镇地理信息数据、观测站采集数据、水利站管理数据为基础,开发基于 GIS 的盛泽镇综合防洪信息系统,以有效记录、展示并管理最新的防洪监测信息,从而支撑盛泽镇综合防洪信息化,为洪灾应急响应与辅助决策提供科学、有效的技术平台。

1.3.2 技术路线

根据以上分析,本文的技术路线如图 1.3 所示:

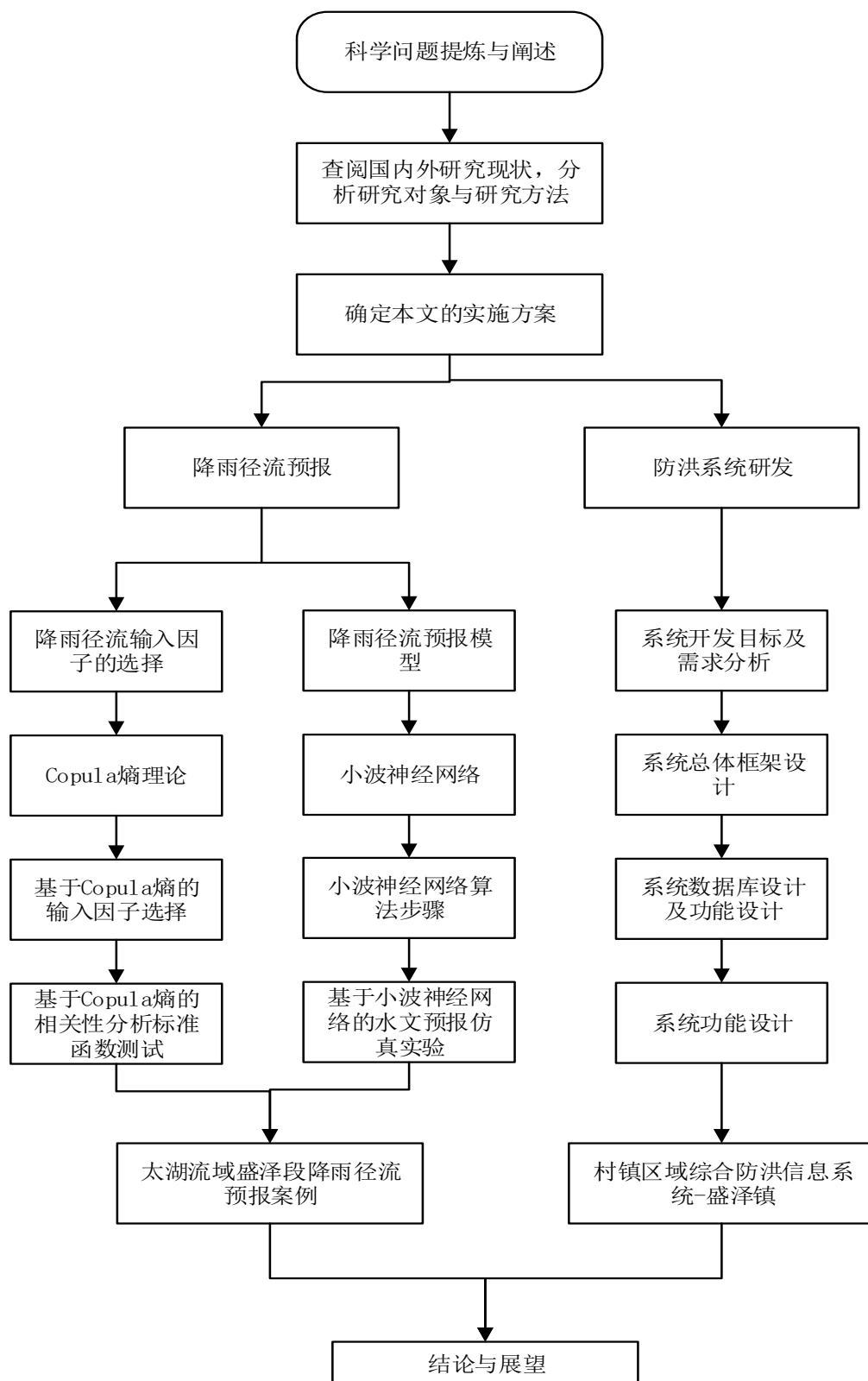


图 1.3 技术路线图

1.4 章节安排

本文章节安排如下：

第一章为绪论，通过对本文研究的内容、背景、目的、意义及国内外相关领域研究现状进行综述，分析当前存在的问题及不足，继而建立本文的研究体系和框架。

第二章为降雨径流预报输入因子的选择-基于 Copula 熵的相关性分析，以偏互信息作为输入因子相关性分析计算方法，基于 Copula 熵进行偏互信息的计算，选择合适的输入因子，并通过标准函数测试其准确性。

第三章为降雨径流预报模型-小波神经网络，基于水文现象持续性、周期性、趋势性、变动域、转折点五个特性，选取小波神经网络作为降雨径流预报模型，并与 BP 神经网络通过水文预报仿真实验进行对比。

第四章为降雨径流预报实例-太湖流域盛泽段，输入因子选取相关系数法和基于 Copula 熵的偏互信息计算，预报模型选取 BP 神经网络和小波神经网络，构建四组对比实验应用于太湖流域盛泽段，并对预报结果进行分析。

第五章为村镇区域综合防洪信息系统-盛泽镇，开发基于 GIS 的盛泽镇综合防洪信息系统，主要介绍系统开发目标、总体框架设计、数据库设计以及功能模块设计展示。

第六章为总结与展望，总结本文的研究工作及内容，并基于此给出在研究内容方面可继续深入拓展研究的可行性。

第 2 章 降雨径流预报输入因子选择-基于 Copula 熵的相关性分析

2.1 相关性分析概述

不同事物间的相互关联是大自然组成一个整体的基础,集合中元素之间关联性的全体构成系统的结构,是系统作为整体的基础。因此,研究相互关联是科学最基本的内容,特别是在信息时代的今天,海量数据成为当今世界最显著的特征,研究事物大量数据之间的关联性成为科学研究的热点。例如,从多源水文数据中发掘数据之间的相互关系,是现代水文学的一个重要研究课题。

事物之间的关联性十分复杂,有些是确定的,有些则是不确定的,于是,用于描述事物关联性的数量特征大致可以分为确定性的和随机性的。相应地,把研究对象的特征或属性用变量表示,变量之间的关系可以分为 2 类:确定性函数关系和统计关系。事实上,函数是变量之间的对应关系,但在现实中,变量之间的关系往往并不那么简单。比如,子女身高和父母身高、家庭收入和支出、一个人所受的教育程度与其收入等,它们之间确实存在某种关系,但这些关系无法像函数关系那样,能够用一个确定的公式来描述。当一个变量 X 取一定值时,另一个变量 Y 的值可能有几个,并且以不同的概率出现,即一个变量的值不能由另一个变量唯一确定,这种关系称为统计关系。而且,统计关系中有的关系强,有的关系弱,程度各有差异。如何度量事物间统计关系的强弱也是人们关注的问题。度量变量之间的相关程度,并用适当的统计指标表示出来,这个过程就是统计相关性分析。迄今为止,已经提出了很多相关性度量的指标,如 Spearman 秩相关系数(Spearman rank correlation coefficient)、互信息 (mutual information)^[25-27]、偏互信息 (partial mutual information)^[28]、最大信息系数 (maximal information coefficient, MIC)^[29]等。这些衡量变量间相关性的统计量都需要满足一定的条件。

在统计相关性度量的研究中,一些系统的理论方法逐渐建立起来,推动了这一研究领域的发展。1959 年,Renyi^[30]认为,在同一个概率空间上度量 2 个随机变量间的关联程度时,必须满足 7 条性质,后称为公理,是度量相关性的统计量应该满足的基本性质。也就是说,如果记 $\delta(X,Y)$ 为随机变量 X 和 Y 的相关性度量的统计量,那么它应该满足以下公理:

(1) $\delta(X,Y)$ 是对成对随机变量 X 和 Y 之间相关性的度量, X 和 Y 都不能是以 1 为概率的常数;

(2) $\delta(X,Y) = \delta(Y,X)$;

- (3) $0 \leq \delta(X, Y) \leq 1$;
- (4) $\delta(X, Y) = 0$ 当且仅当 X 和 Y 相互独立;
- (5) 如果 X 和 Y 之间有一个严格的依赖关系, 即如果 $X = g(Y)$ 或者 $Y = g(X)$, 其中, $g(\bullet)$ 和 $f(\bullet)$ 都是 Borel 可测函数, 那么 $\delta(X, Y) = 1$;
- (6) 如果 Borel 可测函数 $g(\bullet)$ 和 $f(\bullet)$ 将实数一一映射到自身, 那么 $\delta(f(X), g(Y)) = \delta(X, Y)$;
- (7) 如果 X 和 Y 的联合密度函数是正态分布, 那么 $\delta(X, Y) = |R(X, Y)|$, 其中 $R(X, Y)$ 是 X 和 Y 之间的 Person 相关系数。

围绕这组公理掀起了讨论的热潮, Bell, Schweizer 和 Wolff, Granger 以及 Nelsen 等对这些公理进行了进一步的修正和完善。有些统计量满足所有的这七条公理, 如 Shannon 互信息, 而有的统计量虽然具有很好的性质, 但是会违背其中的某些公理, 如 Bjerve 和 Doksum 提出的相关曲线(correlation curve), 它是非对称的, 因此违背了公理。

2.1.1 Pearson 相关系数

1885, 英国统计学家高尔顿针对其搜集的 1078 对父子的身高数据, 通过绘制散点图发现这些数据大致呈直线分布, 即父亲的身高增加时儿子的身高也倾向增加。但是当父亲的身高比平均身高高时, 他们儿子的身高比他们高的概率小于比他们矮的概率。当父亲的身高比平均身高矮时, 他们儿子的身高比他们矮的概率小于比他们高的概率。这也揭示出儿子的身高有向父辈的平均身高回归的趋势, 使得人类的身高分布相对稳定。通过此研究, 高尔顿第一次提出了回归^[31]的概念。10 年之后, Pearson^[32]在此基础上提出了至今仍在使用的 Pearson 相关系数。两个变量间的 Pearson 相关系数定义如式 (2.1) 所示:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (2.1)$$

Pearson 相关系数 r 的变化范围在 -1 到 1 之间。当 r 的值为 1 时, 即 X 和 Y 绘制的散点图都落在一条直线上, 并且 Y 的值随 X 值的增加而增加。当 r 的值为 -1 时, X 和 Y 绘制的散点图也落在一条直线上, 但 Y 的值随 X 值的增加而减少。更一般的, 当 X_i 和 Y_i 均落在各自均值的同一侧时, 即 $(X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})$ 的值为正, 也就是说 X_i 和 Y_i 同时趋向于大于或者小于他们各自的均值, 则其相关系数为正, 相反则为负。

2.1.2 互信息

Shannon 在 1948 年首次定义了互信息(mutual information)^[33], 用来度量 2 个变量 X,Y 间的相互依赖程度。不同于相关系数, 互信息的值决定于联合分布 $p(x,y)$ 和边缘分布 $p(x)p(y)$ 乘积的相似程度, 互信息的常用单位为 bit。一般地, 两个离散随机变量 X 和 Y 的互信息可以定义为:

$$I(X,Y)=\sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x,y) \log\left(\frac{p(x,y)}{p(x)p(y)}\right) \quad (2.2)$$

式 (2.2) 中: $p(x,y)$ 是 X 和 Y 的联合概率分布函数; $p(x)$ 和 $p(y)$ 分别是 X 和 Y 的边缘概率分布函数。

对于连续型随机变量, 求和被替换成了二重积分, 其定义式为:

$$I(X,Y)=\int_Y \int_X p(x,y) \log\left(\frac{p(x,y)}{p(x)p(y)}\right) dx dy \quad (2.3)$$

式 (2.3) 中: $p(x,y)$ 是 X 和 Y 的联合概率密度函数; $p(x)$ 和 $p(y)$ 分别是 X 和 Y 的边缘概率密度函数。

互信息相对于许多传统的相关性分析方法具有很多好的性质。首先, 互信息满足了 Renyi 提出的在同一个概率空间上度量 2 个随机变量间的关联程度时, 必须满足要满足的七条定理。其次, 互信息的值的计算结果与联合概率密度函数和边缘密度函数乘积之间距离的 Kullback-Leibler 散度的结果相等。但是在互信息的计算过程中, 由于概率密度函数未知, 会使得互信息难以计算。因此许多科学家对此也做了很多努力。贺邓超^[34]通过 Parzen 窗估计出连续值特征的概率密度函数, 进而方便准确计算出互信息的值。Walters-Williams^[35]比较了各种互信息估计方法的优劣, 提出当样本容量 n 趋于无穷大, 且方差随之变小的情况下, 核密度估计和 k-最近距离估计的密度函数均收敛于真实的概率密度函数, 因此, 该方法比其他计算互信息的方法有优越性的一面。

2.1.3 偏互信息

Sharma 对互信息的方法进行了改进, 提出了偏互信息 (Patial Mutual Information, PMI)^[36]的概念。偏互信息计算了当一个新的变量加入时, 输入集合对输出集合相关性的增量, 其公式为:

$$P(X,Y)=\sum p(x',y') \log\left(\frac{p(x',y')}{p(x')p(y')}\right) \quad (2.4)$$

$$\begin{cases} x'_i = x_i - E_{ev}(x_i | S) \\ y'_i = y_i - E_{ev}(y_i | S) \end{cases} \quad (2.5)$$

式 (2.4) 中: x'_i 和 y'_i 分别为扣除已选因子集合 S 之后的剩余信息; $E_{ev}(\bullet)$ 为取期望值函数。与互信息方法相比, 它的优势在于提出了已选入的变量对结果的影响。Fernando 等在 Bowden 等研究的基础上, 为提高 PMI 值的计算效率, 改进了 PMI 的计算方法, 并提出了新的算法停止准则。May 等对 PMI 算法进行了计算精度评价和复杂性分析, 证明这一算法不仅可以简化神经网络的结构, 还能有效提高预报精度。

2.1.4 MIC 相关性

Reshef^[37]等在 2011 年 11 月发表在《Science》上的文章掀起了研究相关性新的热潮。文章引入的最大信息系数(maximal information coefficient, MIC)被用来度量变量间的相关程度。MIC 方法的主要思想基于这样一个认识: 如果 2 个变量间存在某种相关, 那么在这 2 个变量构成的散点图上进行网格划分后, 数据在网格中的分布情况可以反映出它们之间的关联性。MIC 的算法与传统的算法也有很大的区别。传统的 Pearson 相关等的计算都可以写出公式, 用计算器计算得出, 但是 MIC 没有一个简单的计算公式, 也不能通过任何一个计算器计算得到, 而必须借助现代化的数字计算机运行一系列程序算法才有可能得到。也正是这个原因, 导致 MIC 方法到现在才被发现和提出。纵使如此, 得到 MIC 精确解的计算量仍然非常巨大, 因此还并没有得到普及的应用。

2.2 Copula 熵理论

2.2.1 信息熵

1948 年, Shannon^[38]创立了信息论, 并将玻尔兹曼熵的概念引入信息论中, 提出了信息熵的概念。信息蕴含于不确定性之中, 信息量的定量表征必然联系着不确定性度量问题。Shannon 所提出的信息熵概念解决了信息的不确定性度量问题, 在水文等许多学科中得到了广泛的应用。

对离散型随机变量 X , 设其可能取值为 x_1, x_2, \dots, x_N , 且对应的各个取值的概率分别为 p_1, p_2, \dots, p_N , 则其 Shannon 熵的表达式为:

$$H(X) = H(P) = -\sum_{i=1}^N p(x_i) \log[p(x_i)] \quad (2.6)$$

由式 (2.6) 可见, 如果 X 是一个确定性变量, 即它取某一个值的概率为 1, 那么它的 Shannon 熵 $H(X)=0$; 相反的, 如果 X 取该序列的任何值是等可能的, 即 $p_i = 1/N (i=1, 2, 3, \dots, N)$, 则其 Shannon 熵 $H(x) = H_{\max} = \log N$ 。可见离散型随机变量的 Shannon 熵的值域 $[0, \log N]$ 。

对连续型随机变量 X , 设其概率密度函数为 $f(x)$, 则 x 在区间 (a, b) 的 Shannon 熵 $H(x)$ 的值为^[39]:

$$H(X) = - \int_a^b f(x) \log f(x) dx \quad (2.7)$$

2.2.2 Copula 函数及其性质

通常由随机变量的联合分布可以确定各自的边缘分布, 然而由边缘分布却很难确定联合分布。在给定几个随机变量的边缘分布的情况下, 如何确定它们的联合分布便成了一个非常重要的问题。

Copula 理论的提出要追溯到 1959 年, Sklar^[40]提出可以将一个 N 维联合分布函数分解为 N 个边缘分布函数和一个 Copula 函数, 这个 Copula 函数描述了变量间的相关性。令 $F(x_1, x_2, \dots, x_N)$ 为具有边缘分布 $F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_N(x_N)$ 的 N 元联合分布函数, 则存在一个 Copula 函数 $C(u_1, u_2, \dots, u_N)$, 满足式 (2.8)。

$$F(x_1, x_2, \dots, x_N) = C(u_1, u_2, \dots, u_N) \prod_{i=1}^N F_i(x_i) \quad (2.8)$$

若 $F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_N(x_N)$ 是连续函数, 则 $C(u_1, u_2, \dots, u_N)$ 唯一确定; 反之, 若 $F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_N(x_N)$ 为一元分布函数, $C(u_1, u_2, \dots, u_N)$ 是一个 Copula 函数, 则由式 (2.8) 确定的 $F(x_1, x_2, \dots, x_N)$ 是具有边缘分布 $F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_N(x_N)$ 的 N 元联合分布函数。

多元 Copula 函数满足以下性质:

- (1) $C(u_1, u_2, \dots, u_N)$ 关于每一个变量都是单调非降的。
- (2) $C(u_1, u_2, \dots, 0, \dots, u_N) = 0$, $C(1, 1, \dots, u_i, \dots, 1) = u_i$ 。
- (3) 若 $U_i \sim U(0, 1) (i=1, 2, \dots, N)$ 相互独立, 则 $C(u_1, u_2, \dots, u_N) = \prod_{i=1}^N u_i$ 。

2.2.3 Copula 熵及其性质

令 $x \in R_d$, 为 d 维随机变量, 其边缘分布函数为 $F(X_i)$, $U_i = F(X_i)$ 。其中, U_i 为服从均匀分布的随机变量, u_i 为随机变量 U_i 的具体数值。Copula 函数的熵可用下式表示^[41]:

$$H_c(u_1, u_2, \dots, u_d) = - \int_0^\infty \dots \int_0^\infty c(u_1, u_2, \dots, u_d) \log c(u_1, u_2, \dots, u_d) du_1 du_2 \dots du_d \quad (2.9)$$

式 (2.9) 中: $c(u_1, u_2, \dots, u_d)$ 为 Copula 函数的概率密度函数, 可以表示为

$$\frac{\partial C(u_1, u_2, \dots, u_d)}{\partial u_1 \partial u_2 \dots \partial u_d} \quad .$$

对给定变量 \mathbf{X} 的概率密度函数 $f(x_1, x_2, \dots, x_d)$, 由式 (2.8) 可得:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_d) = c(u_1, \dots, u_d) \prod_{i=1}^d f(x_i) \quad (2.10)$$

由式 (2.7) 可得, 其多维联合熵可表示为:

$$\begin{aligned} H(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_d) &= - \int_0^\infty \dots \int_0^\infty f(x_1, x_2, \dots, x_d) \log[f(x_1, x_2, \dots, x_d)] dx_1 dx_2 \dots dx_d \\ &= - \int_0^\infty \dots \int_0^\infty c(u_1, \dots, u_d) \prod_{i=1}^d f(x_i) \log[c(u_1, \dots, u_d) \prod_{i=1}^d f(x_i)] dx_1 dx_2 \dots dx_d \\ &= - \int_0^\infty \dots \int_0^\infty c(u_1, \dots, u_d) \prod_{i=1}^d f(x_i) [\log c(u_1, \dots, u_d) + \log \prod_{i=1}^d f(x_i)] dx_1 dx_2 \dots dx_d \\ &= - \int_0^\infty \dots \int_0^\infty c(u_1, \dots, u_d) \prod_{i=1}^d f(x_i) [\log c(u_1, \dots, u_d) + \log \prod_{i=1}^d f(x_i)] dx_1 dx_2 \dots dx_d \\ &= - \int_0^\infty \dots \int_0^\infty c(u_1, \dots, u_d) \prod_{i=1}^d f(x_i) [\log \prod_{i=1}^d f(x_i)] dx_1 dx_2 \dots dx_d \\ &= - \int_0^\infty \dots \int_0^\infty c(u_1, \dots, u_d) \prod_{i=1}^d f(x_i) [\log c(u_1, \dots, u_d)] dx_1 dx_2 \dots dx_d \\ &= A + B \end{aligned} \quad (2.11)$$

其中,

$$\begin{aligned}
 A &= -\int_0^\infty \cdots \int_0^\infty c(u_1, \dots, u_d) \prod_{i=1}^d f(x_i) [\log \prod_{i=1}^d f(x_i)] dx_1 dx_2 \cdots dx_d \\
 &= -\int_0^\infty \cdots \int_0^\infty c(u_1, \dots, u_d) \prod_{i=1}^d f(x_i) [\log \prod_{i=1}^d f(x_i)] dx_1 dx_2 \cdots dx_d \\
 &= -\int_0^\infty \cdots \int_0^\infty f(x_1, x_2, \dots, x_d) \log \prod_{i=1}^d f(x_i) dx_1 dx_2 \cdots dx_d \\
 &= -\int_0^\infty \log[f(x_1)] \left[\int_0^\infty \cdots \int_0^\infty f(x_1, x_2, \dots, x_d) dx_2 \cdots dx_d \right] dx_1 \\
 &\quad \cdots - \int_0^\infty \log[f(x_d)] \left[\int_0^\infty \cdots \int_0^\infty f(x_1, x_2, \dots, x_d) dx_1 \cdots dx_{d-1} \right] dx_d \\
 &= -\sum_{i=1}^d \int_0^\infty f(x_i) \log[f(x_i)] dx_i = \sum_{i=1}^d H(X_i)
 \end{aligned} \tag{2.12}$$

根据 $du_i = dx_i \cdot f(x_i)$ ，式 (2.11) 中的 B 可以化简如下。

$$\begin{aligned}
 B &= -\int_0^\infty \cdots \int_0^\infty c(u_1, \dots, u_d) \prod_{i=1}^d f(x_i) [\log c(u_1, \dots, u_d)] dx_1 dx_2 \cdots dx_d \\
 &= -\int_0^\infty \cdots \int_0^\infty c(u_1, \dots, u_d) [\log c(u_1, \dots, u_d)] du_1 du_2 \cdots du_d = H_c(u)
 \end{aligned} \tag{2.13}$$

因此，多维变量的联合熵可用 d 个边缘熵的和与 Copula 函数的熵来描述，其表达式为：

$$H(X_1, X_2, \dots, X_d) = \sum_{i=1}^d H(X_i) + H_c(u) \tag{2.14}$$

式 (2.14) 表明多维变量的联合熵可以分解为两部分，即边缘熵和 Copula 函数的熵。

2.3 基于 Copula 熵的输入因子选择

2.3.1 Copula 熵与偏互信息(PMI)的关系

互信息度量的是两变量 X 和 Y 共享的信息，也即是已知 X 的条件下，变量 Y 的不确定性的减少量，因此互信息可以通过熵的形式表达如下：

$$\begin{aligned}
 I(X, Y) &= H(X) - H(X | Y) \\
 &= H(Y) - H(Y | X) \\
 &= H(X) + H(Y) - H(X, Y)
 \end{aligned} \tag{2.15}$$

式 (2.15) 中, $I(X,Y)$ 为 X 和 Y 互信息。 $H(X)$ 和 $H(Y)$ 为边缘熵。 $H(X|Y)$ 和 $H(Y|X)$ 为条件熵, 即知道 Y 的情况下, X 的不确定性减少量。 $H(X,Y)$ 是 X 和 Y 的联合熵。

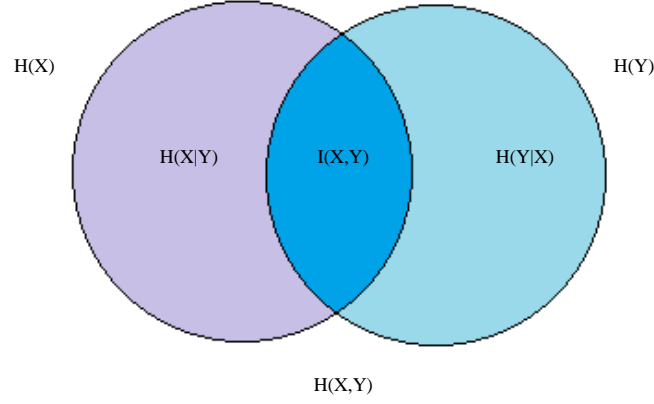


图 2.1 联合熵和互信息示意图

如图 2.1 所示, X 和 Y 的信息总量为两变量的联合熵 $H(X, Y)$, 即两圆周内所包围的面积。传递的信息量为变量 X 和 Y 共同覆盖的信息, 图中阴影部分, 它等于边缘熵的和同联合熵的差值。因此说, 互信息用于表示信息之间的关系, 是两个随机变量统计相关度的测试^[42-43]。

根据式 (2.14), 当 $d=2$ 时,

$$H(X,Y)=H(X)+H(Y)+H_c(u_1,u_2) \quad (2.16)$$

由式 (2.15) 可得:

$$\begin{aligned} I(X,Y) &= H(X) + H(Y) - H(X,Y) \\ &= -H_c(u_1,u_2) \end{aligned} \quad (2.17)$$

采用互信息进行水文输入因子选择时, 存在没有考虑已选入输入因子对预报对象影响的缺陷。Sharma 提出的偏互信息对这一缺陷进行了改善, 偏互信息能够排除已经选入的输入因子对预报对象相关性的影响, 它通过计算当新加入一个变量时, 输入集合对预报对象相关性的增量, 能够有效避免冗余变量的入选。偏互信息与互信息计算式的本质区别在于偏互信息将式 (2.17) 中的 X 和 Y 替换为 X' 和 Y' , $x'_i = x_i - E[x_i | z]$; $y' = y - E[y | z]$ 。其中, E 表示期望值; X 表示待选的水文输入因子; Y 水文预报模型输出; z 表示以选入的水文输入因子^[44]。

2.3.2 Copula 熵的计算

根据 Copula 熵的定义, Copula 熵可以通过对式 (2.7) 积分得到。其主要步骤为:

- (1) 确定随机变量的边缘分布; 常用的确定随机变量的方法有两种, 一种

是参数法，另一种是非参数法，所谓参数法，就是假定随机变量服从某种含有参数的分布，如正态分布、t 分布等常见分布，然后根据样本观测值估计分布中的参数，最后做出检验。非参数法基于经验分布和核密度估计，把样本的经验分布函数作为总体随机变量的分布的近似，也可以根据样本观测数据，利用核密度估计的方法确定总体的分布。

(2) 选取适当的，能够描述随机变量间相关结构的 Copula 函数；确定好随机变量的边缘分布后，可以根据绘制总体直方图的形状选取适当的 Copula 函数，常用的 Copula 函数有正态 Copula 函数、t-Copula 函数、阿基米德 Copula 函数。

(3) 根据选取的 Copula 函数，估计函数中的未知参数，常用的参数估计方法有最大似然估计、分布估计、半参数估计。对得到的函数进行求导得出 Copula 的概率密度函数，作为计算 Copula 熵的被积函数。

(4) 采用多重积分方法对被积函数进行积分从而得到 Copula 熵的计算结果 [45]。

2.3.3 输入变量显著性检验

本文采用 Fernando 等 [46] 提出采用的 Hampel 检验作为输入变量显著性检验的准则，即确定偏互信息有多大时，可以将该变量选入模型的输入集合中。

Hampel 检验可以用来衡量一组变量中，其中一个变量包含的信息量是否明显的大于其它变量。首先需要计算出 Hampel 距离 d_j ：

$$d_j = |PMI - PMI^*| \quad (2.18)$$

式 (2.18) 中， PMI^* 为计算出的一组 PMI 值的中位数。

Hampel 准则 Z_j 的表达式为：

$$Z_j = \frac{d_j}{1.4826d_j^*} \quad (2.19)$$

式 (2.19) 中， d_j^* 表示所有 d_j 的中位数。如果 Z_j 距离大于 3，那么此输入变量被选入输入变量集，即确定为模型的输入因子。

2.3.4 输入变量选择步骤

首先，确定降雨径流预报的所有可能输入因子，定义变量集合为 Z_{in} ；通过计算出的输入因子，定义该变量集合为 Z 。要注意的是在最开始的输入变量选择时， Z 为空集合。算法的具体步骤如下：

(1) 若输入变量集 Z 为空，计算 Z_{in} 中每个备选输入变量与预报对象之间的 MI 值；若输入变量集 Z 不为空，则计算在 Z 的条件下 Z_{in} 中每个备选输入变

量与预报对象之间的 PMI 值。

(2) 根据式 (2.18) 和 (2.19), 计算 Z_{in} 中每个备选输入变量 MI/PMI 值所对应的 Z_j 值。

(3) 如果最大 MI/PMI 值所对应的 Z_j 值大于 3, 那么将此备选输入变量添加到 Z 中, 并从集合 Z_{in} 中移除。

(4) 重复(1)~(3), 直至没有满足 Z_j 的备选输入变量。

2.4 基于 Copula 熵的相关性分析标准函数测试

为检验基于 Copula 熵的相关性分析的实用性与有效性, 本章通过采用统计实验来进行验证, 考虑到降雨径流数据为时间序列模型, 选取了三种具有代表性的时间序列函数作为模型, 具体步骤为: 根据相应的模型, 随机生成一组序列, 然后运用基于 Copula 熵的相关性分析方法挑选出相关变量, 选取的两种模型如下:

(1) AR1:

$$x_t = 0.6x_{t-1} + 0.433e_t \quad (2.20)$$

式 (2.20) 中, e_t 是一个均值为 0 和标准差为 1 的高斯随机噪声。

(2) AR9:

$$x_t = 0.3x_{t-1} - 0.9x_{t-4} + 0.6x_{t-9} + e_t \quad (2.21)$$

每个模型生成 1020 数据点, 丢弃前 20 个数据点, 以减少数据初始化的影响。以 t 时刻以前 15 个变量 x_{t-1} 、 x_{t-2} 、 \dots 、 x_{t-15} 作为模型的可能输入, 采用 Copula 熵方法选择输入变量。以 AR9 模型为例, 在首次计算中, 由于以选入的集合 Z 中还没有相关因子, 因此 Copula 熵计算出的是互信息的结果, 此时 Copula 熵计算的结果最大值为 X_{t-4} , 其对应的 Z_j 值超过了 3, 故 X_{t-4} 被选作为第一个相关变量, 第二次迭代中, Copula 熵计算出的是偏互信息的结果, 由表 2.2 可知, 基于 X_{t-9} 的 Copula 熵值最大, Z_j 值为 10.3, 故 X_{t-9} 被选作为第二个相关变量。同理在第三次迭代中, X_{t-1} 被选作为第三个相关变量, 而在第四次迭代中, 基于 X_{t-11} 的 Copula 熵值最大, 由于 Z_j 值小于 3 从而没有被选作相关变量, 因此计算终止, X_{t-1} 、 X_{t-4} 、 X_{t-9} 最终被选为相关变量。基于 Copula 熵值选取的相关变量的结果符合上式, 且输入变量的挑选顺序也与式 (2.21) 相关程度一致。两种时间序列模型的最终挑选结果如下表所示。

表 2.1 AR1 实验结果

第一次迭代				第二次迭代			
Z	Zin	Copula 熵	Zj	Z	Zin	Copula 熵	Zj
	Xt-1	0.89	4.0		Xt-1	-	-
	Xt-2	0.51	2.0		Xt-2	0.03	0.1
	Xt-3	0.37	1.2		Xt-3	0.03	0.0
	Xt-4	0.27	0.6		Xt-4	0.03	0.0
	Xt-5	0.20	0.5		Xt-5	0.02	0.0
	Xt-6	0.17	0.3		Xt-6	0.02	0.0
	Xt-7	0.13	0.1		Xt-7	0.03	0.0
	Xt-8	0.11	0.0	Xt-1	Xt-8	0.03	0.0
	Xt-9	0.10	0.0		Xt-9	0.02	0.0
	Xt-10	0.08	0.2		Xt-10	0.03	0.0
	Xt-11	0.06	0.2		Xt-11	0.03	0.1
	Xt-12	0.05	0.3		Xt-12	0.02	0.0
	Xt-13	0.00	0.3		Xt-13	0.03	0.1
	Xt-14	0.053	0.3		Xt-14	0.034	0.1
	Xt-15	0.049	0.3		Xt-15	0.026	0.1

表 2.2 AR9 实验结果

第一次迭代				第二次迭代			
Z	Zin	Copula 熵	Zj	Z	Zin	Copula 熵	Zj
	Xt-1	0.10	0.0		Xt-1	0.04	0.1
	Xt-2	0.04	0.9		Xt-2	0.04	0.3
	Xt-3	0.11	0.1		Xt-3	0.05	0.8
	Xt-4	0.52	4.3		Xt-4	-	-
	Xt-5	0.03	1.0		Xt-5	0.04	0.0
	Xt-6	0.05	0.8		Xt-6	0.06	1.4
	Xt-7	0.10	0.0		Xt-7	0.04	0.0
	Xt-8	0.10	0.0	Xt-4	Xt-8	0.04	0.2
	Xt-9	0.07	0.4		Xt-9	0.22	10.4
	Xt-10	0.11	0.2		Xt-10	0.09	3.3
	Xt-11	0.09	0.1		Xt-11	0.04	0.2
	Xt-12	0.04	0.9		Xt-12	0.04	0.4
	Xt-13	0.14	0.7		Xt-13	0.10	4.6
	Xt-14	0.14	0.6		Xt-14	0.06	1.7
	Xt-15	0.05	0.7		Xt-15	0.03	0.9
第三次迭代				第四次迭代			
Z	Zin	Copula 熵	Zj	Z	Zin	Copula 熵	Zj
	Xt-1	0.14	9.5		Xt-1	-	-

	X _{t-2}	0.02	1.3		X _{t-2}	0.03	0.4
	X _{t-3}	0.03	0.6		X _{t-3}	0.03	0.3
	X _{t-4}	-	-		X _{t-4}	-	-
	X _{t-5}	0.07	3.7		X _{t-5}	0.04	0.7
	X _{t-6}	0.03	0.6		X _{t-6}	0.04	1.7
X_{t-4}	X _{t-7}	0.04	0.1	X_{t-1}	X _{t-7}	0.03	0.4
X_{t-9}	X _{t-8}	0.03	0.6	X_{t-4}	X _{t-8}	0.03	0.2
	X _{t-9}	-	-	X_{t-9}	X _{t-9}	-	-
	X _{t-10}	0.04	0.7		X _{t-10}	0.03	0.5
	X _{t-11}	0.04	0.3		X _{t-11}	0.12	2.3
	X _{t-12}	0.03	0.6		X _{t-12}	0.03	1.5
	X _{t-13}	0.03	0.4		X _{t-13}	0.03	0.9
	X _{t-14}	0.05	1.1		X _{t-14}	0.03	0.2
	X _{t-15}	0.04	0.0		X _{t-15}	0.03	1.8

2.5 本章小结

本文的研究目的是实时准确的降雨径流预报，而输入因子的选择对于预报的结果起到了至关重要的作用。

本章首先对相关性分析的四种常用的方法 Pearson 相关系数法、互信息法、偏互信息法、MIC 相关性进行了概述。Pearson 相关系数法要求变量必须是线性相关并且服从多元正态分布，互信息法在选取相关因子时不能消除已经选入的因子对结果的影响，MIC 相关性计算量非常巨大。综合以上分析本章选取偏互信息法作为降雨径流预报相关性分析的方法。

偏互信息在计算相关性时需要计算联合分布函数，本章引入了 Copula 熵的概念，研究了 Copula 熵和偏互信息的关系，基于 Copula 熵计算偏互信息 PMI 值，得出如下结论：(1) 偏互信息值等于 Copula 函数的负熵；Copula 熵是度量线性、非线性相关关系的有效工具，它具有非参数性以及变量分布函数无限制等优点。通过 Copula 熵计算互信息、偏互信息，无需计算变量的边缘分布和联合分布，使得计算更为方便，避免了误差的累积。(2) 精度和函数检验的结果表明，所提方法计算偏互信息值精度较高，能够准确可靠的找出具有相关性的变量，且对时间序列和非线性序列均适用。

本章在第四节中采用统计实验来进行验证，基于降雨径流数据为时间序列模型，选取了两种具有代表性的时间序列函数作为模型，实验结果表明基于 Copula 熵值的相关性分析可以准确选取相关变量，且输入变量的挑选顺序也与函数相关程度一致，可以应用于降雨径流相关性分析中。

第 3 章 降雨径流预报模型-小波神经网络

水文预报的依据是水文现象的周期性特征和趋势性变化特征,以及相关天文地理现象重复出现的可能性。只要能够确定影响水文气象条件的主要因素,就可能预测水文现象的出现。但是,由于气象变化的复杂性,在现代的科学技术水平下,还没有找到这样一批关键因子。因此,实际的预报还不能实现这种基于物理机制的方法,而更多地依赖于基于统计和相关分析的概率学分析。

水文预报的根本问题在于降雨预报可靠性,这在气象学中有一些有效的方法,随着数值天气预报理论和模型的发展,天气预报有可能取得重大进展。本章主要考虑基于水文现象本身特点和统计规律的预报方法。特别是水文过程的趋势性和周期性,以及历史水文事件重现的可能性,都是水文预报的基本依据,水文现象总结起来主要有以下 5 个特性。

(1) 持续性: 持续性反映了水文过程变化的持久程度,在特定的地理环境下,河流的水文现象具有基本持续特性。例如河流的径流量是在多年平均流量的上下变化,枯季流量在短时间不会发生太大的变化,因此利用水文现象的持续性可以对水文过程进行外延预报。

(2) 周期性: 地球公转和自转是水文气象现象出现周期性的原因。天气的季节变化决定了水文过程的周期性,每年的夏季是洪水多发期,每年的冬季是中国大陆的径流枯季,按照水文现象的周期性,可以比较好的预报次年同一季节水文过程的变化特点。

(3) 趋势性: 这是指水文过程的演变方向。一种水文现象出现之后,它将保持该现象发展的趋势。这种趋势可以保持一定的时间,这是由流域和河网的水量平衡和动量守恒原理决定的现象。

(4) 变动域: 这是指水文要素在历史上的变化,其数值具有一定的变化范围。例如洪水流量的变化有一个历史最大值和最小值,枯季流量也有一个历史最大和最小值,如果历史记录足够长,这些最大和最小的变化范围基本上就规定了未来该水文要素可能出现的范围。对某一水文要素进行统计后,其最大值,最小值和平均值,就代表了该水文要素的最可能变化范围,由此可以对其进行预报。

(5) 转折点: 这是不同的水文特点出现之间的关键位置,标志新的水文过程出现的重要迹象例如洪水的起涨点,洪峰的位置,退水开始出现的时间。放大一点还包括汛期开始的季节,枯季开始的时间等。如果能正确的判定转折点的位置,将会对提高预报的可靠性提供重要的依据,但是转折点的出现不是普遍的现象,其判定也比较困难^[47]。

水文过程具有非常复杂的特点,可能是同时包含了以上几种特征,很难用一种方法来概括和预报,因此需要采用特殊的技术加以处理。对水文数据的研究,常采用的是时域分析和频域分析两种方法。时域分析通过周期、采样率等分析水文时间序列,但缺点是无法得到时间序列中蕴含的其他信息。而频域分析是通过傅里叶变换来分析水文序列的频率成分,但却无法得到时域方面的信息。小波变换是一种时频局部化或称为时频定位工具,对于信号的高频成分采用短时窗口,对于低频成分则反之。神经网络基于其很强的非线性处理能力,对大量的统计数据进行分类和识别,发现某些现象中蕴含的规律从而揭示这些统计数据背后隐藏的信息,因此近年来在水文领域也得到了广泛应用。

综上所述,小波神经网络继承了小波分析和神经网络的优点,具有较强的逼近和容错能力,较快的收敛速度和较好的预测能力及自学习能力,在函数逼近、语音识别、天气预测、系统识别、图像处理等领域都有广泛地应用。因而能够利用小波神经网络来预测水文数据走势^[48-49]。

3.1 小波神经网络相关理论

3.1.1 小波神经网络的发展历程

小波分析(Wavelet Analysis)是在应用数学的基础上发展起来的一门新兴学科,近些年来也得到了飞速的发展。1974年,法国工程师 J.Morlet 在信号处理的实际需要经验的基础上建立了反演公式,首次提出了小波变换的概念^[50]。1986年,著名数学家 Y.Meyer 证明了一维小波基的存在性,并显示构造了小波函数^[51]。1988年,Ingrid Daubechies 构造了具有紧支撑的有限光滑小波函数,这是目前全世界应用最广泛的小波函数,她发表的《Orthonormal bases of compactly supported wavelets》被公认为小波分析的经典纲领性文献^[52]。作为时频分析的一种方法,小波分析有着比傅里叶分析更加突出的特点。它是时间和频率的局部变换,从信号中提取信息,通过伸缩和平移等运算对信号进行多尺度化分析,从而解决了傅里叶变换不能解决的许多困难问题。然而由于在大规模的范围对小波基的构造和存储需要大量的花费,因此其应用一般被限制在小规模的范围内。神经网络作为处理大规模问题的一种常用工具使得其和小波分析的结合成为可能。

另外,用小波函数作为神经网络激励函数具有以下三点优势。(1)对于不同的逼近函数,可以有更广泛的选择,可以根据逼近函数的特性选择不同的小波函数。(2)可以是正交性的,保证逼近函数的表达式的唯一性。(3)具有对突变函数逐步精细的描述特性,使得函数的逼近效果更好,这是径向基函数所不具备的

[53]。

由此可以看出小波神经网络是小波分析理论与人工神经网络理论完美结合的产物，它兼具了小波分析与人工神经网络的优越性，具有较强的逼近与容错能力，充分利用了小波变换的时频局部化特性，并发挥了神经网络的自学习能力。由于这些优势，小波神经网络也被广泛用于水文预测等多个方面^[54-55]。

3.1.2 小波神经网络的结构

小波变换是一种信号的时间-频率分析方法，具有良好的时、频多分辨率功能，通过对时间序列的多尺度分析，有效识别主要频率成分和提取局部信息，因此它是处理时间序列信号的有力工具。正因为小波变换良好的时频局部化特性和变焦特性，利用小波变换对于获取一个复杂时间序列的调整规律以及分辨时间序列在不同时间尺度上的演变特征是非常有效的。再结合神经网络的一些优质特性，使得两种技术相互结合后而形成小波神经网络继承并放大了前两者的优越性同时也相互弥补两者的不足，这使得小波神经网络得到了广泛的发展和应用。之后学者们同样也对小波神经网络的一些不足的改进方法进行了深入研究以便其具有更好的应用效果。1988 年就已经有学者提出了利用 Gabor 变换构建神经网络的思路，这也就表明了小波函数有可能作为神经网络中神经元的激励函数，Pati 等是最早对神经网络与小波分析思想之间的关系进行了深入的研究系，并且根据它们之间的关系而建立了一种离散型仿射小波网络模型。1992 年，Zhang 是第一个给出了小波神经网络明确的定义，并对其算法进行了概述。即将神经网络隐含层激励函数用小波函数去替代，从而构成了小波基函数与整个网络的联接，同时也给出了用于小波神经网络训练的梯度下降算法^[56]。

小波神经网络模型可以分为结合型小波神经网络模型和融合型小波神经网络模型两大类。一是将小波分析与常规神经网络组合。所谓组合，指彼此紧密联系，但又相对独立，称这种方式为小波人工神经网络组合模型（wavelet artificial neural network model, WANN）。另一种是小波分析与前馈神经网络融合。所谓融合，指隐含层神经元的激励函数由小波函数取代，称这种方式为小波网络模型（wavelet network model, WNN）^[57]。

（1）组合型小波神经网络模型

小波分析将复杂的水文时间序列分解成若干不同频带的小波系数序列和尺度系数序列 $\{W_t^1, W_t^2, \dots, W_t^M, C_t^M\}$ 。小波系数序列描述的是高频成分，尺度系数序列描述的是低频成分。它们在时间序列中的比重和作用机制完全不同，其未来的演变趋势亦不同，因此对原始序列未来值的贡献不同。以 t 时刻小波分解序列作为人工神经网络的输入， $t+T$ 时刻原始序列作为网络输入（ T 为预见期），构造

人工神经网络模型。ANN 模型的结构和权重大小正好体现了时间序列组成成分的重要性和它们之间的映射关系。以上述方式建立的基于小波分析和人工神经网络的模型称为组合式小波神经网络模型，其拓扑结构如图 3.1 所示^[58]。

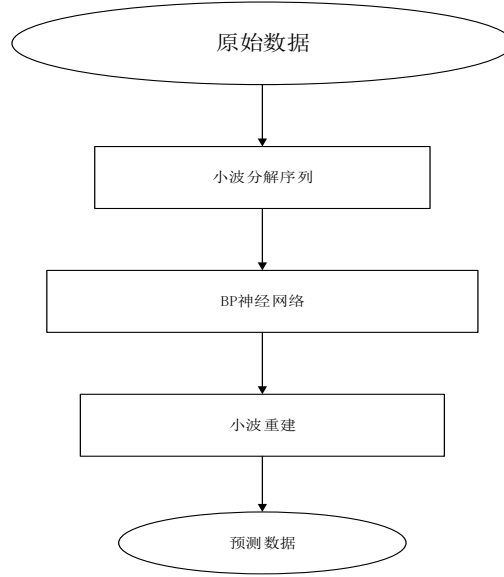


图 3.1 组合式小波神经网络

（2）融合型小波神经网络模型

融合型小波神经网络的拓扑结构和神经网络拓扑结构相似，也是采用了输入层、隐含层、输出层的三层结构。其不同在于小波神经网络中的隐含层所采用的激活函数为小波函数。融合型小波神经网络拓扑结构如图 3.2 所示^[59]，其输出 y_p 可以表示为：

$$y_p = \sum_{j=1}^{\lambda} w_j^{[2]} \cdot \left(\prod_{i=1}^m w_{ij}^{[0]} \psi \left(\frac{x_i - w_{(\xi)ij}^{[1]}}{w_{(\zeta)ij}^{[1]}} \right) \right) + w_{\lambda+1}^{[2]} \quad (3.1)$$

式（3.1）中， x_i 为小波神经网络输入， y_p 为小波神经网络输出， m 代表输入层的个数， λ 代表隐藏层个数， $w_{ij}^{[1]}$ 中的 $w_{(\xi)ij}^{[1]}$ 为隐含层激活函数的平移因子， $w_{(\zeta)ij}^{[1]}$ 为隐含层激活函数的尺度因子， $\psi_j(x) = \prod_{i=1}^m \psi(z_{ij})$ 函数为隐含层激活函数，其中 $z_{ij} = (x_i - w_{(\xi)ij}^{[1]}) / w_{(\zeta)ij}^{[1]}$ ， $w_i^{[2]}$ 为隐含层到输出层的权重。

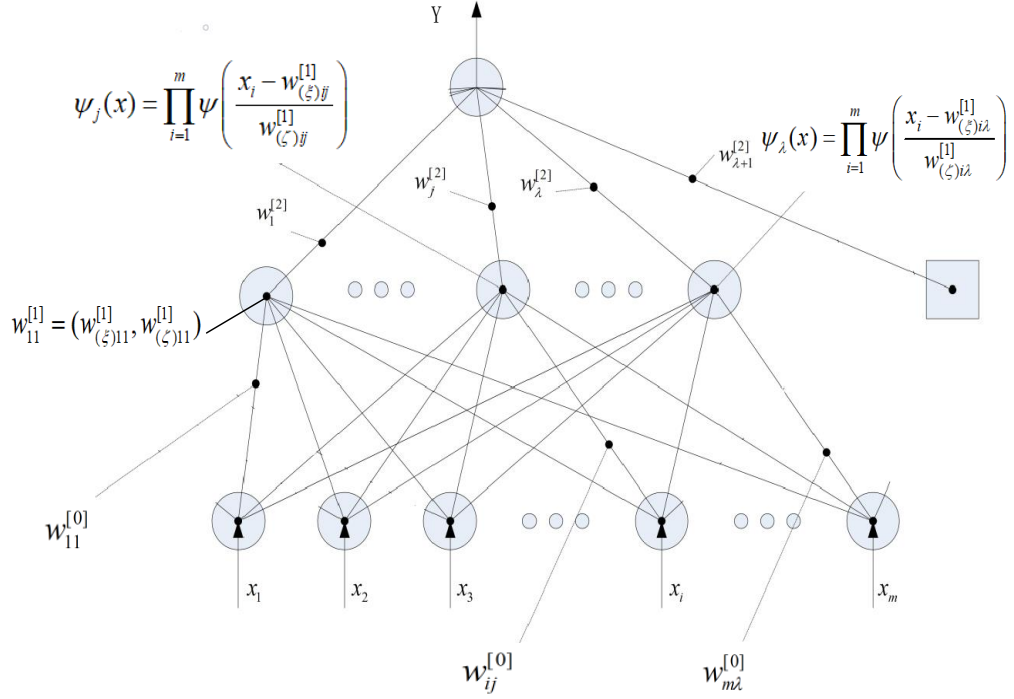


图 3.2 融合式小波神经网络

3.2 小波神经网络预测算法步骤

3.2.1 网络结构的确定

小波神经网络中，隐含层神经元的个数对于预测效果起到了至关重要的作用。如果神经元数目选择不当，可能会使得训练过程出现耗时长，结果陷入局部极小等问题，进而不能充分学习样本。对于降雨-径流预测问题中，输入层根据第二章的方法可以选取适当的输入因子，输出层为预测的径流量，在已知输入样本和输出的情况下，可以根据经验公式法和试凑法来确定隐含层神经元的个数。

经验公式法是依据前人研究的结果，汲取相关经验，作为参考，通过公式来计算中间层的节点个数。常用的公式有：

$$\lambda = \sqrt{m \times n} \quad (3.2)$$

$$\lambda = \sqrt{m \times n} + l \quad (3.3)$$

$$\lambda = \sqrt{0.43mn + 0.12m^2 + 2.54n + 0.77m + 0.35} + 0.51 \quad (3.4)$$

$$\lambda = \frac{mn + 0.5m(m^2 + m) - 1}{m + n} \quad (3.5)$$

上式中, m 代表输入神经元数; n 代表输出神经元数; λ 代表隐含层神经元数; l 是 1-20 的常数。

试凑法是通过尝试不同的个数来寻找网络的收敛效果和泛化能力最优的节点数。试凑的个数可以随机来选择, 也可以采用递增或递减的方式来选择。递增方式就是从较小的节点数进行训练, 观察网络输出误差的变化幅度, 以此来确定是否增加新的节点。递减方式就是从较多的节点数开始训练, 观察网络输出误差变化的幅度, 以此来逐步减少节点个数, 寻找最优的网络输出。

试凑法在确定中间层节点数的初值时, 存在着很大的不确定性, 且不断地试验过程可能耗费很长的时间。经验公式法是依据前人的研究经验来计算节点数的, 其适用区间不同, 因而该方法仅能当作确定中间层节点数大概区间的依据。因而拟将两种方法结合起来, 首先依据经验公式确定中间层的节点初始值, 依据结构输出的误差情况对个数进行调节。当误差大于设定的要求时, 增加节点个数, 当误差小于设定要求时, 减少节点个数, 以此寻找最优的节点个数^[60]。

3.2.2 参数的初始化

网络参数初始值的选择对于小波神经网络的训练起到了至关重要的作用, 初始值选择的好, 可以大大增加网络收敛的速度。初始值选择不当, 不仅会增加学习的次数, 还可能会导致网络的不收敛。本文中小波神经网络参数的初始化过程主要为对参数 $w = (w_{ij}^{[0]}, w_{(\xi)ij}^{[1]}, w_{(\zeta)ij}^{[1]}, w_j^{[2]})$ 进行适当的初始化。

(一) $w_{ij}^{[0]}$ 初始化步骤:

- (1) 在区间[-1, 1]之间随机产生均匀分布的随机数作为 $w_{ij}^{[0]}$ 的初始值;
- (2) 对 $w_{ij}^{[0]}$ 进行归一化处理, 如式:

$$w_{ij}^{[0]} = \frac{w_{ij}^{[0]}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m w_{ij}^2}} \quad (3.6)$$

- (3) 基于输入样本的值, 最终确定 $w_{ij}^{[0]}$ 的初始值, 公式如下:

$$w_{ij} = \frac{2w_{ij}}{x_{i\max} - x_{i\min}} \quad (3.7)$$

式 (3.7) 中, $x_{i\max}$ 和 $x_{i\min}$ 是输入 x_i 的最大值和最小值。

(二) $w_{(\xi)ij}^{[1]}, w_{(\zeta)ij}^{[1]}$ 初始化步骤:

$$w_{(\xi)ij}^{[1]} = 0.5(x_{i\max} + x_{i\min}) \quad (3.8)$$

$$w_{(\zeta)ij}^{[1]} = 0.2(x_{i\max} - x_{i\min}) \quad (3.9)$$

(三) $w_i^{[2]}$ 初始化步骤:

由于输出层是线性神经元, 其权值和阈值的设置可以选择均匀分布 $[-1,1]$ 区间内的随机数^[61-62]。

3.2.3 小波神经网络学习算法

小波神经网络的学习算法主要有梯度下降法、正交搜索法、矩阵求逆法等。实际上, 由于小波神经网络的输出与其权值是线性的, 因而不存在如常规 BP 网络那样的局部极小点。本文采用梯度下降算法。

对各个网络参数的优化通过如下误差函数来实现:

$$E_p = \frac{1}{2}(y_p - \hat{y}_p)^2 = \frac{1}{2}e_p^2 \quad (3.10)$$

$$L_n = \frac{1}{n} \sum_{p=1}^n E_p = \frac{1}{2n} \sum_{p=1}^n e_p^2 = \frac{1}{2n} \sum_{p=1}^n (y_p - \hat{y}_p)^2 \quad (3.11)$$

按照梯度下降的过程, 各参数调整的步骤如下:

$$w_{t+1} = w_t - \eta \nabla L_n \quad (3.12)$$

式 (3.12) 中, η 为学习率, ∇L_n 如下式所示:

$$\begin{aligned} \nabla L_n &= \frac{\partial L_n}{\partial w} = \frac{1}{2n} \sum_{p=1}^n \frac{\partial E_p}{\partial w} = \frac{1}{2n} \sum_{p=1}^n \frac{\partial E_p}{\partial \hat{y}_p} \frac{\partial \hat{y}_p}{\partial w} \\ &= \frac{1}{n} \sum_{p=1}^n -(y_p - \hat{y}_p) \frac{\partial \hat{y}_p}{\partial w} = \frac{1}{n} \sum_{p=1}^n -e_p \frac{\partial \hat{y}_p}{\partial w} \end{aligned} \quad (3.13)$$

要调整各参数, 根据式 (3.13), 要计算 \hat{y}_p 与 $w = (w_{ij}^{[0]}, w_{(\xi)ij}^{[1]}, w_{(\zeta)ij}^{[1]}, w_j^{[2]})$ 各参数的梯度, 公式如下:

$$\nabla w_{ij}^{[0]} = \frac{\partial \hat{y}_p}{\partial w_{ij}^{[0]}} = \sum_{j=1}^{\lambda} w_j^{[2]} \cdot \psi_j(x) \quad (3.14)$$

$$\begin{aligned} \nabla w_{(\xi)ij}^{[1]} &= \frac{\partial \hat{y}_p}{\partial w_{(\xi)ij}^{[1]}} = \frac{\hat{y}_p}{\partial \psi_j(x)} \cdot \frac{\partial \psi_j(x)}{\partial \psi(z_{ij})} \cdot \frac{\partial \psi(z_{ij})}{\partial z_{ij}} \cdot \frac{\partial z_{ij}}{\partial w_{(\xi)ij}^{[1]}} \\ &= w_j^{[2]} \cdot \psi(z_{1j}) \cdots \psi'(z_{ij}) \cdots \psi(z_{mj}) \cdot \frac{-1}{w_{(\xi)ij}^{[1]}} \\ &= -\frac{w_j^{[2]}}{w_{(\xi)ij}^{[1]}} \psi(z_{1j}) \cdots \psi'(z_{ij}) \cdots \psi(z_{mj}) \end{aligned} \quad (3.15)$$

$$\begin{aligned}
\nabla w_{(\zeta)ij}^{[1]} &= \frac{\partial \hat{y}_p}{\partial w_{(\zeta)ij}^{[1]}} = \frac{\hat{y}_p}{\partial \psi_j(x)} \cdot \frac{\partial \psi_j(x)}{\partial \psi(z_{ij})} \cdot \frac{\partial \psi(z_{ij})}{\partial z_{ij}} \cdot \frac{\partial z_{ij}}{\partial w_{(\zeta)ij}^{[1]}} \\
&= w_j^{[2]} \cdot \psi'(z_{1j}) \cdots \psi'(z_{ij}) \cdots \psi'(z_{mj}) \cdot \frac{x_i - w_{(\zeta)ij}^{[1]}}{w_{(\zeta)ij}^{[1]2}} \\
&= -\frac{w_j^{[2]}}{w_{(\zeta)ij}^{[1]}} \frac{x_i - w_{(\zeta)ij}^{[1]}}{w_{(\zeta)ij}^{[1]}} \psi'(z_{1j}) \cdots \psi'(z_{ij}) \cdots \psi'(z_{mj}) \quad (3.16) \\
&= -\frac{w_j^{[2]}}{w_{(\zeta)ij}^{[1]}} z_{ij} \psi'(z_{1j}) \cdots \psi'(z_{ij}) \cdots \psi'(z_{mj}) \\
&= z_{ij} \frac{\partial \hat{y}_p}{\partial w_{(\zeta)ij}^{[1]}} \\
\nabla w_j^{[2]} &= \frac{\partial \hat{y}_p}{\partial w_j^{[2]}} = \psi_j(x) \quad (3.17)
\end{aligned}$$

小波神经网络算法的程序步骤如下：

(1) 小波神经网络结构的确定，根据问题需求，确定输入层、隐含层以及输出层的个数；

(2) 小波神经网络参数的初始化，即对 $w = (w_{ij}^{[0]}, w_{(\zeta)ij}^{[1]}, w_{(\zeta)ij}^{[1]}, w_j^{[2]})$ 选择合适的初始值；

(3) 设置学习率和动量因子的初始值；

(4) 根据前 3 步确定的小波神经网络，输入训练的样本数据与期望输出；

(5) 根据式 (3.14) - (3.17)，计算 y_p 与 $w = (w_{ij}^{[0]}, w_{(\zeta)ij}^{[1]}, w_{(\zeta)ij}^{[1]}, w_j^{[2]})$ 各参数的梯度；

(6) 按照梯度下降的过程，根据式 (3.12)，减少误差，调整 w 中各参数；

(7) 当目标函数值大于设定的误差，则返回第 5 步，继续训练。当目标函数值小于等于设定的误差，则保存 $w = (w_{ij}^{[0]}, w_{(\zeta)ij}^{[1]}, w_{(\zeta)ij}^{[1]}, w_j^{[2]})$ 各参数，结束训练；

基于 Morlet 小波具有抗干扰好、收敛迅速的特点，拟选用 Morlet 基小波作为中间层的传递函数，结合梯度下降算法构造基于误差反向传播算法的小波神经网络^[63]。图 3.3 为算法训练流程图。

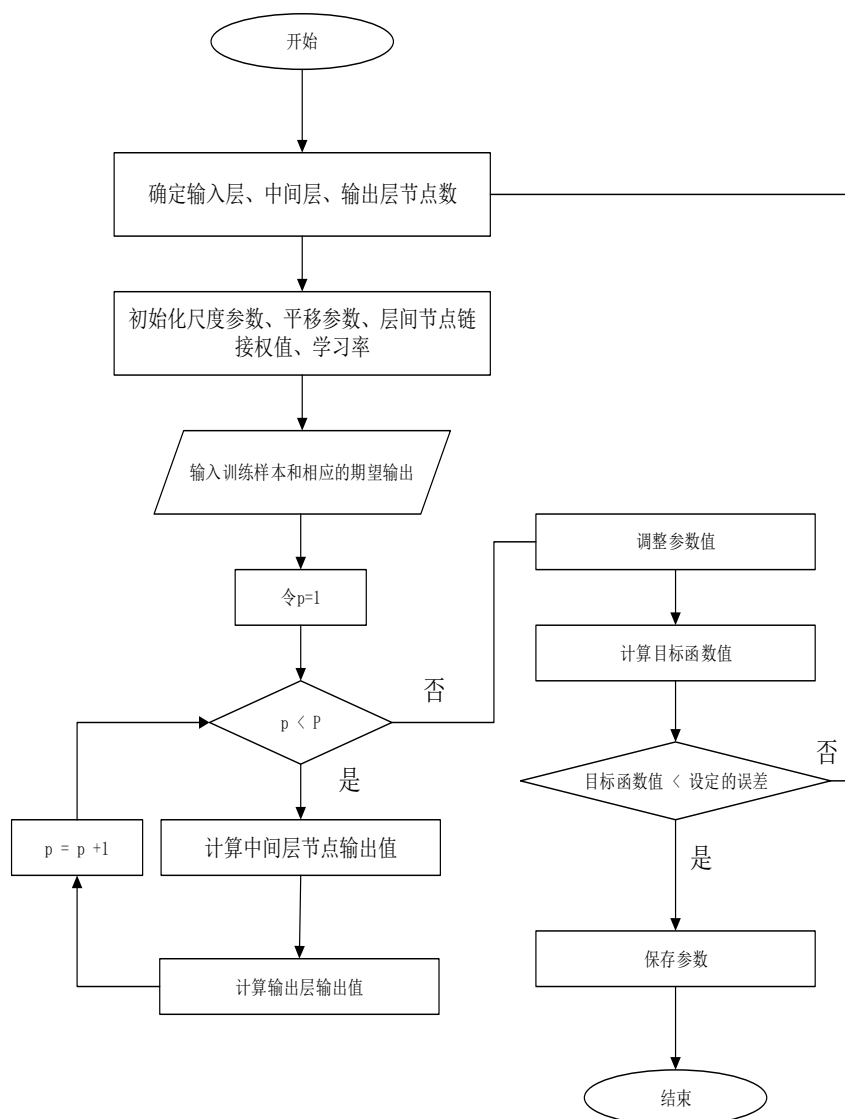


图 3.3 小波神经网络训练流程图

3.3 基于小波神经网络的水文预报仿真实验

3.3.1 实验数据说明

本章实验数据来自 DateMarket 数据集,选取 Oostanaula 河 1893-1960 年月均径流数据^[64],其中将 57 年的(1893-1950)月均径流数据作为训练样本,1951-1960 年的月均径流数据作为预测目标值,同时建立 BP 神经网络和小波神经网络进行月径流预报仿真实验。实验过程中,参考王丽萍等对丹江口的径流预报模型^[65],输入层选取前期径流量影响时段数为 6,隐含层由式 (3.3) 及多次试算,最终定为 8,网络的学习速率选取为 $\eta=0.2$,误差限为 10^{-2} 。

3.3.2 实验评价指标

按照水利部水信息中心编制的《水文情报预报规范》规定^[66]，水情预报精度评定主要包括水情预报误差和预报模型方案精度等级评定。水情预报误差的指标可以采用绝对误差、相对误差、均方根误差、确定性系数等表示，预报模型的精度通过合格率进行评定。本文所有实验分别使用均方根误差、和合格率两个指标对结果进行分析。

(1) 均方根误差

均方根误差亦称为标准误差，用以评价水情预测值与水情实测值间的平均误差水平，其公式如下：

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_o^i - y_p^i)^2}{n}} \quad (3.18)$$

式(3.18)中， $RMSE$ 为均方根误差，计算中取3位小数； y_o^i 为*i*时刻的水情实测值； y_p^i 为*i*时刻的水情预报值； n 为水情序列长度。

(2) 合格率

一次预报的误差小于许可误差时，为合格预报。合格预报次数与预报总次数之比的百分数为合格率，表示多次预报总体的精度水平。合格率公式如下：

$$QR = \frac{q}{n} \times 100\% \quad (3.19)$$

式(3.19)中， QR 为合格率，计算中取1位小数； q 为合格预报次数，按照《水文情报预报规范》规定，径流预报以实测径流量的10%作为许可误差。水位预报以实测水位值的5%作为许可误差，当该值大于20mm时，取20mm；小于3mm时，取3mm。在许可误差范围内的预报成果为合格预报，反之则是不合格。预报模型的精度按合格率的大小可分为三个等级，经精度评定完成后，预报模型精度达到甲乙两个等级者，可用于发布正式预报；达到丙级，可用于参考性预报；丙以下，只能用于参考性预报。精度等级如表3.1所示：

表 3.1 预报模型精度等级表

精度等级	甲	乙	丙
合格率(%)	$QR \geq 85.0$	$85.0 > QR \geq 70.0$	$70.0 > QR \geq 65.0$

3.3.3 实验结果分析

本实验结果如表3.2所示，小波神经网络预报结果的 $RMSE$ 值和合格率分别为36.804和55.3%，BP神经网络预报结果的 $RMSE$ 值和合格率分别为49.482

和 40.2%。小波神经网络预报精度相对于 BP 神经网络有所提高,验证了小波神经网络的非线性程度更高,对径流数据中蕴含的非线性特征提取能力强,具有很好的泛化性能。由于没有引入降雨数据,在径流有较大波动时,两种模型预报精度存在较大误差,合格率均没达到合格预报的标准。

神经网络应用中产生泛化问题的本质在于,无法保证由神经网络拟合出来的函数能够很好的代表实际隐藏于网络输入输出间的函数。本实验中运用两种网络进行水文预报时,虽然通过理想的网络权值、阈值以及学习速率等网络参数的初始值,使得两种网络都可以在预定精度内逼近隐含的非线性函数,但是这种精度只是在给定的有限个点上成立,在函数定义域内的其他点处,并没有可靠的保证。实验结果也充分表明小波函数的非线性程度明显比 Sigmoid 函数高,因此在逼近非线性函数时,小波函数有着更好的逼近能力,即使在给定的有限个点之外,小波函数仍然能够以更高的概率比 Sigmoid 函数更好的逼近隐含函数,从而使小波神经网络具有更好的泛化能力。将两种方法所得的预测结果绘于图 3.4 和图 3.5,具体数据如附录 A 所示。

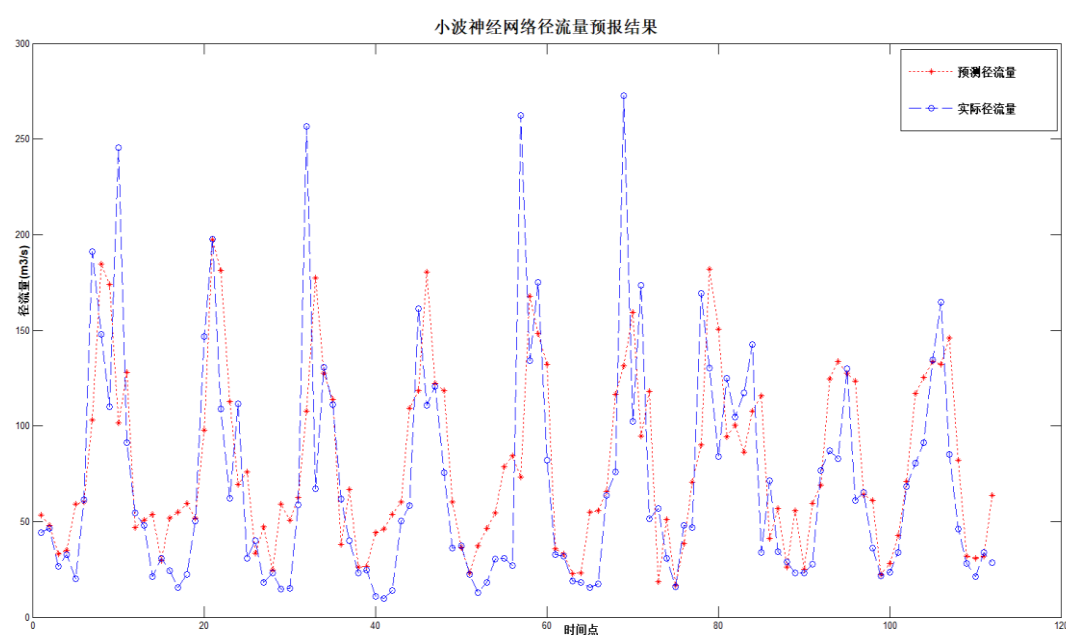


图 3.4 小波神经网络预测结果

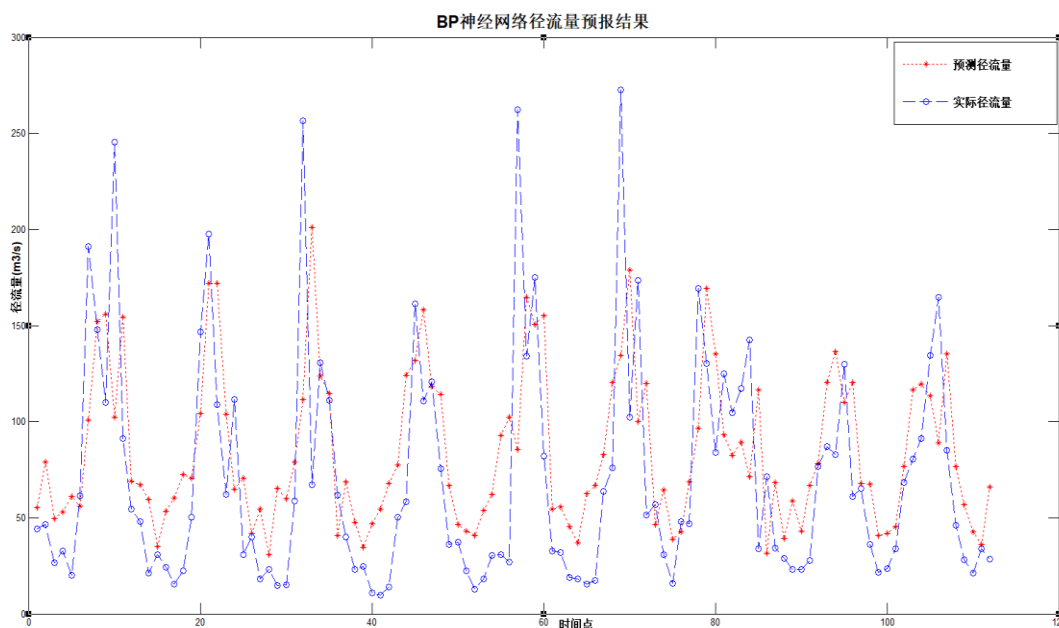


图 3.5 BP 神经网络预测结果

表 3.2 BP 神经网络和小波神经网络预测结果对比

神经网络	RMSE	合格率
WNN	36.804	55.3%
BP	49.482	40.2%

3.3.4 实验结论

通过本章实验研究，得出结论如下。BP 神经网络水文预测模型虽然相对于传统的基于统计学方法的预测模型具有一定的优越性，但是其仍然存在着以下缺陷：

- (1) 网络的结构设计及网络参数的确定缺乏有效的、充足的理论依据，仅仅是凭经验确定网络的隐含层单元数，这也同样增加了网络学习时间；
- (2) 由于 BP 网络学习算法所采用的是梯度下降法，以致整个网络全局搜索能力较差，有可能会出现局部极小值，从而无法使整个网络达到最优化；
- (3) 不能很好的提高网络的模拟能力与泛化能力，而模拟能力将会影响到预测效果的好坏；

以上 BP 神经网络的 3 个主要缺陷使其在对于水文预测时存在着不可避免的影响，鉴于小波分析和神经网络的特性，它们结合而成的小波神经网络会产生许多更加理想的特性，如自学习、自组织、自适应能力、非线性、非局域性等。下面是它在对水文预测时的一些优点：

- (1) 小波神经网络隐含层的激励函数为小波函数，小波函数具有多样性，在针对水文预测这类问题时可以根据具体小波函数的特性来进行选择，使该技术

实际预测应用中价值有所提升；

(2) 小波神经网络的平移因子和伸缩因子若都可以提前确定，就可以避免整个网络就陷入局部最优值的缺陷，对于水文数据训练样本的训练会有更加理想的效果；

(3) 小波神经网络网络整体学习能力较强、函数逼近能力和模式分类能力较优、收敛速度较快、网络泛化能力突出，这会对于水文数据预测的精度；

3.4 本章小结

本章首先总结了水文数据存在持续性、周期性、趋势性、变动域、转折点五个特性。小波神经网络继承了小波分析从时域和频域揭示时间序列的局部特性，因此适合于研究具有多时间尺度特性和非平稳特性的水文时间序列，而且具有神经网络良好的非线性拟合能力。综合以上特点，本章研究了小波神经网络在水文降雨径流预测方面的应用。

本章第二节对小波神经网络预测算法的三个步骤网络结构确定、参数初始化、以及学习算法的选取进行了总结，并应用第三节中 Oostanaula 河 1893-1960 年月均径流数据进行了仿真实验，建立了小波神经网络和 BP 神经网络两个预报模型，并对实验结果进行了分析。结果表明，小波神经网络对水文数据的整体效果优于 BP 神经网络，具有研究意义和应用价值。

第 4 章 降雨径流预报实例-太湖流域盛泽段

4.1 流域概况

太湖流域以太湖为起点，西部自北而南分别以茅山山脉、界岭和天目山与秦淮河、钱塘江、水阳江、流域为界，行政区划包括了江苏省苏南地区，浙江省湖州及嘉兴市和杭州市部分区域，上海市的大部分区域。流域总面积为 36900 平方公里，流域内以平原为主，占总面积的六分之四，丘陵和山地占总面积六分之一，剩下的水面占六分之一。太湖流域由于位于中纬度地区，属湿润的北亚热带气候区。因此气候具有明显的季风特征，四季分明。冬季有冷空气入侵，多偏北风，寒冷干燥；春夏之交，暖湿气流北上，冷暖气流遭遇形成持续阴雨，称为“梅雨”，易引起洪涝灾害；盛夏受副热带高压控制，天气晴热，此时常受热带风暴和台风影响，形成暴雨狂风的灾害天气。流域年平均气温 $15^{\circ}\text{C} - 17^{\circ}\text{C}$ ，自北向南递增。多年平均降雨量为 1181mm，其中 60% 的降雨集中在 5—9 月。降雨年内年际变化较大，最大与最小年降水量的比值为 2.4 倍；而年径流量年际变化更大，最大与最小年径流量的比值为 15.7 倍^[67]，图 4.1 为太湖流域地形图。

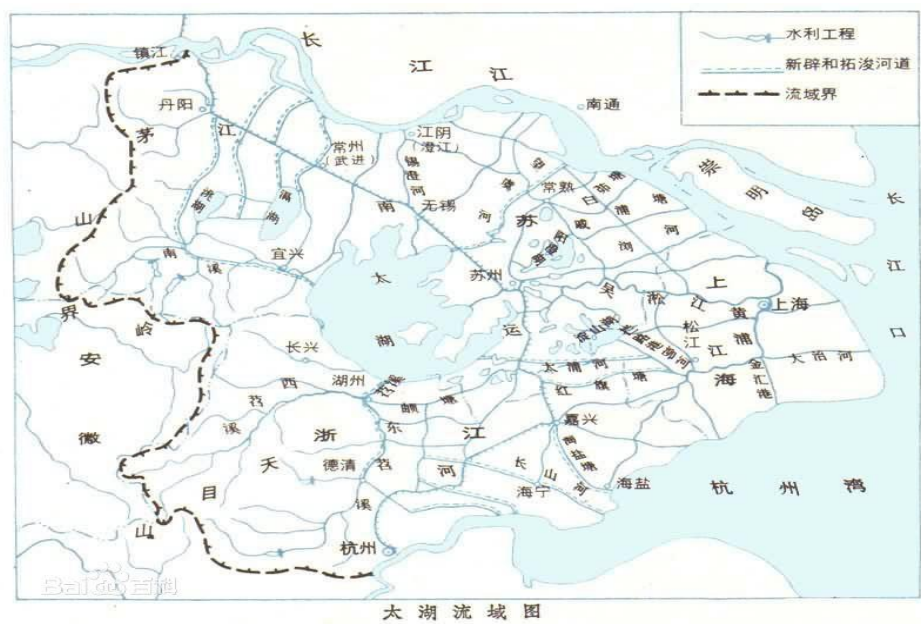


图 4.1 太湖流域地形图

盛泽镇位于江苏省的最南端，地处长江三角洲和太湖地区的中心地带，南接浙江杭州、嘉兴，东临上海，西濒太湖。镇区内地势低平，河港交叉，四周湖荡密布，水道纵横如网。如图 4.2 所示，镇内按照圩区可以划分为 18 个联圩，本节中通过太湖流域盛泽段各水文站点降雨与水位数据来预报其丁家坝站日水位，

采用 2004-2010 年七年的数据参与计算，其中 2004-2008 用于预报网络模型的训练，2009-2010 用于模型的检验。选取其中溪南联圩、镇区大包围、太平联圩、坛丘联圩、开阳联圩、南麻联圩、跃进联圩的日平均降雨量与镇北站、沈前港站、丁家坝站前 15 天的日水位实测值作为可能的输入变量，丁家坝站日水位作为输出变量，建立水位预报模型。

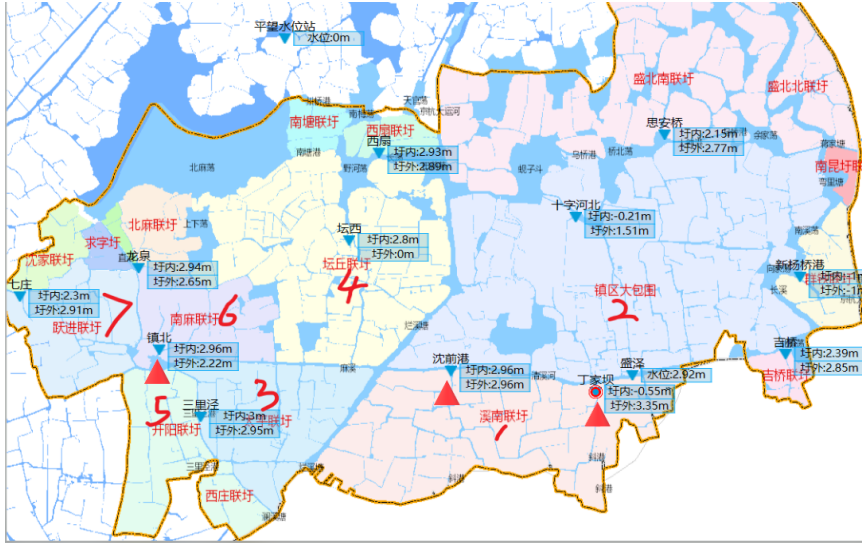


图 4.2 太湖流域盛泽段流域图

4.2 实验整体框架

常用的降雨-径流输入因子选择方法有先验知识法、相关系数法、穷举法、灵敏度分析法等。本章应用相关系数法和基于 Copula 熵的偏互信息计算法来对降雨-径流输入因子进行选取，并应用于径流预报中^[68]。

神经网络已经广泛应用于降雨-径流预报中，随着神经网络理论的发展和完善，人们提出了许多神经网络模型：BP 网络模型(Rumelhart,1986)、SOM 网络模型(Kohonen,1982)、RBF 网络模型(Powell,1987)、Elman 网络模型(Elman, 1988)、WNN 网络模型(zhang,1992)等。这些网路中，BP 网络、WNN 网络模型常应用于水文预报中。本章将采用 BP 网络、WNN 网络建立水文模型，模型的定义如下：

$$Q_T = f(Q_{T-l_1}, R_{T-l_2}, X_{T-l_3}) \quad (4.1)$$

式 (4.1) 中， Q_T 表示预测 T 时的水位； Q_{T-l_1} 表示前期水位； R_{T-l_2} 表示前期降雨量； X_{T-l_3} 为影响水位的其他相关因素。

本章采用的计算流程图如图 4.3 所示：

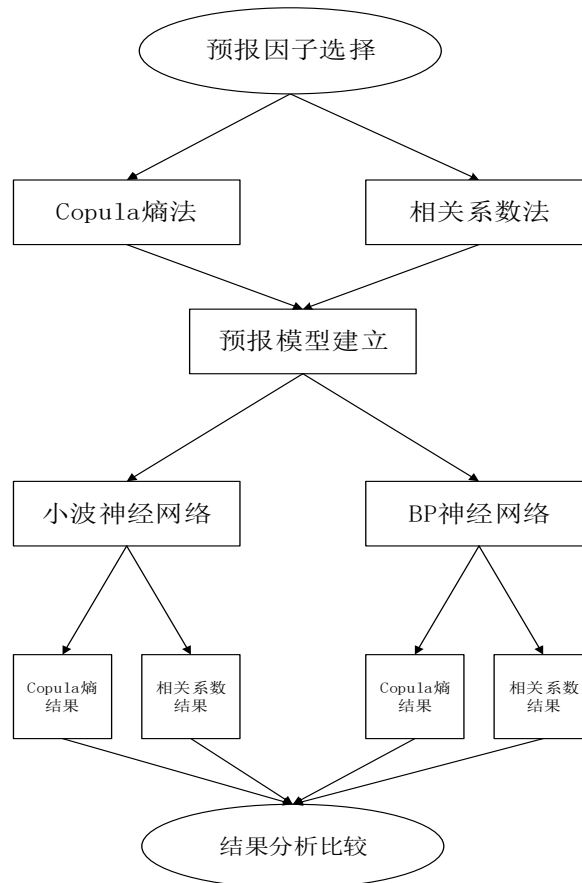


图 4.3 计算步骤流程图

4.3 太湖流域盛泽段降雨径流预报实验

4.3.1 输入因子的选择

(1) 相关系数法

盛泽镇镇北站、沈前港站、丁家坝站前 15 天的日水位分别为 $X_{zb,t-1}, X_{zb,t-2}, \dots, X_{zb,t-15}$ 、 $X_{sqg,t-1}, X_{sqg,t-2}, \dots, X_{sqg,t-15}$ 、 $X_{djb,t-1}, X_{djb,t-2}, \dots, X_{djb,t-15}$ ，溪南联圩、镇区大包围、太平联圩、坛丘联圩、开阳联圩、南麻联圩、跃进联圩前十五天的日均降雨量分别为 $X_{xn,t-1}, X_{xn,t-2}, \dots, X_{xn,t-15}$ 、 $X_{tq,t-1}, X_{tq,t-2}, \dots, X_{tq,t-15}$ 、 $\dots\dots X_{yj,t-1}, X_{yj,t-2}, \dots, X_{yj,t-15}$ 。将这 150 个输入变量依次与输出变量(丁家坝站 t 时刻 $X_{djb,t}$)做相关计算求出各个站点与输出变量间的相关系数，各站取出相关系数最大的输入变量作为输入因子，结果如表 4.1 所示：

表 4.1 相关系数法选择结果

站点	相关系数（滞时）
丁家坝	t-1
沈前港	t-1
镇北	t-2
溪南联圩	t-1
镇区大包围	t-1
太平联圩	t-1
坛丘联圩	t-2
开阳联圩	t-2
南麻联圩	t-3
跃进联圩	t-3

（2）基于 Copula 熵的 PMI 法

为了找出对丁家坝站水位影响较大的输入因子，本文采用 Bowden 等^[68]提出的两阶段方法来选择输入因子。第一阶段，对所有输入因子采用 Copula 熵方法选择对丁家坝站日水位影响较为显著的输入因子，结果如表 4.2 所示，在此阶段，原有的 150 个输入因子减少为 15 个。

表 4.2 基于 Copula 熵的 PMI 方法第一阶段选择结果

站点	相关系数（滞时）
丁家坝	t-1,t-2,t-3
沈前港	t-1,t-2
镇北	t-1
溪南联圩	t-1,t-2
镇区大包围	t-1,t-2
太平联圩	t-1
坛丘联圩	t-1
开阳联圩	t-1
南麻联圩	t-1
跃进联圩	t-1

第二阶段，将第一步选中的输入因子组成一个集合，再次运用 Copula 熵方法，确定最终结果，具体计算过程如表 4.3 所示。在这个阶段，15 个输入变量减少到 7 个，最后的 7 个输入变量如表 4.4 所示。

表 4.3 基于 Copula 熵的 PMI 方法第二阶段选择过程

第一次迭代				第二次迭代			
Z	Zin	Copula 熵	Zj	Z	Zin	Copula 熵	Zj
	Xdjb,t-1	0.187	18.9		Xdjb,t-2	0.003	0.622
	Xdjb,t-2	0.044	3.71		Xdjb,t-3	0.006	0.125
	Xdjb,t-3	0.033	2.63		Xsqq,t-1	0.104	12.92
	Xsqq,t-1	0.026	1.85		Xsqq,t-2	0.001	0.879
	Xsqq,t-2	0.073	6.77		Xzb,t-1	0	0.944
	Xzb,t-1	0.058	5.19		Xxn,t-1	0.103	0.757
	Xxn,t-1	0.008	0.07	Xdjb,t-1	Xxn,t-2	0.009	0.231
	Xxn,t-2	0.013	0.49		Xzq,t-1	0.001	0.813
	Xzq,t-1	0.003	0.58		Xzq,t-2	0.013	0.739
	Xzq,t-2	0.004	0.54		Xtp,t-1	0.007	0
	Xtp,t-1	0.002	0.07		Xtq,t-1	0.008	0.084
	Xtq,t-1	0.004	0.89		Xky,t-1	0.013	0.77
	Xky,t-1	0.003	0.48		Xnm,t-1	0.009	0.235
	Xnm,t-1	0.005	0.72		Xyj,t-1	0.002	0.674
	Xyj,t-1	0.003	0.62				
第三次迭代				第四次迭代			
Z	Zin	Copula 熵	Zj	Z	Zin	Copula 熵	Zj
	Xdjb,t-2	0.019	3.215		Xdjb,t-2	0.005	2.788
	Xdjb,t-3	0.001	0.665		Xdjb,t-3	0.006	3.264
	Xsqq,t-2	0.004	0.126		Xsqq,t-2	0.007	4.25
	Xzb,t-1	0.041	8.016		Xxn,t-1	0.01	7.403
Xdjb,t-1	Xxn,t-1	0.003	0.127	Xdjb,t-1	Xxn,t-2	0.001	0.674
Xsqq,t-1	Xxn,t-2	0.001	0.573	Xsqq,t-1	Xzq,t-1	0	0.075
	Xzq,t-1	0.016	2.582	Xzb,t-1	Xzq,t-2	0.007	0.52
	Xzq,t-2	0.001	0.606		Xtp,t-1	0.011	4.38
	Xtp,t-1	0.012	1.788		Xtq,t-1	0	6.277
	Xtq,t-1	0.008	1.025		Xky,t-1	0.001	0.521
	Xky,t-1	0.012	1.852		Xnm,t-1	0.002	0
	Xnm,t-1	0.001	0.649		Xyj,t-1	0.001	0.673
	Xyj,t-1	0.001	0.622				
第五次迭代				第六次迭代			
Z	Zin	Copula 熵	Zj	Z	Zin	Copula 熵	Zj

	Xdjb,t-2	0.0003	0.663		Xdjb,t-2	0.0245	0.767
	Xdjb,t-3	0.0004	0.648		Xdjb,t-3	0.0036	0.207
	Xsqq,t-2	0.0057	2.423		Xsqq,t-2	0.002	0.056
Xdjb,t-1	Xxn,t-2	0.0229	0.044	Xdjb,t-1	Xxn,t-2	0.0055	0.741
Xsqq,t-1	Xzq,t-1	0.0039	1.378	Xsqq,t-1	Xzq,t-2	0.0021	0.204
Xzb,t-1	Xzq,t-2	0.0014	12.36	Xzb,t-1	Xtp,t-1	0.0006	6.005
Xxn,t-1	Xtp,t-1	0.0016	0.044	Xxn,t-1	Xtq,t-1	0.0053	0.623
	Xtq,t-1	0.001	0.297	Xzq,t-1	Xky,t-1	0.0004	0.684
	Xky,t-1	0.0003	0.686		Xnm,t-1	0.0003	0.674
	Xnm,t-1	0.0001	0.799		Xyj,t-1	0.0028	0.684
	Xyj,t-1	0.0038	1.316				
第七次迭代				第八次迭代			
Z	Zin	Copula 熵	Zj	Z	Zin	Copula 熵	Zj
	Xdjb,t-2	0.0037	3.838		Xdjb,t-3	0.0015	0.137
Xdjb,t-1	Xdjb,t-3	0.0001	1.119	Xdjb,t-1	Xsqq,t-2	0.0013	0.124
Xsqq,t-1	Xsqq,t-2	0.0015	0.113	Xsqq,t-1	Xxn,t-2	0.0021	0.178
Xzb,t-1	Xxn,t-2	0.004	0.194	Xzb,t-1	Xzq,t-2	0.0032	0.232
Xxn,t-1	Xzq,t-2	0.0021	0.322	Xxn,t-1	Xtq,t-1	0.0008	0.165
Xzq,t-1	Xtq,t-1	0.0019	1.013	Xzq,t-1	Xky,t-1	0.0013	0.178
Xtp,t-1	Xky,t-1	0.0018	1.187	Xtp,t-1	Xnm,t-1	0.0021	0.124
	Xnm,t-1	0.0016	0.053	Xdjb,t-2	Xyj,t-1	0.0032	0.125
	Xyj,t-1	0.0003	0.053				

表 4.4 基于 Copula 熵的 PMI 方法选择结果

站点	相关系数（滞时）
丁家坝	t-1,t-2
沈前港	t-1
镇北	t-1
溪南联圩	t-1,
镇区大包围	t-1,
太平联圩	t-1

4.3.2 预报模型的建立

本小节将用 4.3.1 节中的两种方法得到的输入集合，用于丁家坝站的水位预报。

(1) BP 网络模型

构建 BP 网络模型，输入层的个数分别为自相关法和 Copula 熵法确定的预报因子的个数，隐含层数由经验公式 3.3 计算和反复实验，最终将隐含层的数目确定为 10，对于网络模型的输出变量，即为丁家坝站后一天的水位。网络中隐含层的激活函数选取 Sigmoid 函数，网络的学习算法为梯度下降法。

将 4.3.1 节中所选得的两种输入因子应用到所建的 BP 网络模型中，采用相关系数法预报 2009-2010 年的日水位，预测结果的 RMSE 值和合格率分别为 10.488 和 59.7%；采用 Copula 熵法预报 2009-2010 年汛期的日流量，预测结果的 RMSE 值和合格率分别为 5.118 和 71.1%，详细见表 4.4。将两种方法所得的预测结果于图 4.4 和图 4.5 所示，具体数据如附录 B 所示。

(2) WNN 网络模型

小波神经网络预测模型的拓扑结构和 BP 神经网络预测模型相同，其隐含激励函数选取常用的 Morlet 小波基函数，它是具有有限支撑、对称、余弦调制的高斯波，其时频分辨率较高，并具有连续可导性及良好的时频局部化特性，其表达式为：

$$\psi(t) = \cos(1.75t) \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) \quad (4.2)$$

将 4.3.1 节中所选得的两种输入因子应用到所建的 WNN 网络模型中，采用相关系数法预报 2009-2010 年汛期的日流量，预测结果的 RMSE 值和合格率分别为 6.666 和 64.6%；采用 Copula 熵法预报 2009-2010 年汛期的日水位，预测结果的 RMSE 值和合格率分别为 3.850 和 86.8%，详细见表 4.4。将两种方法所得的预测结果绘于图 4.6 和图 4.7，具体数据如附录 B 所示。

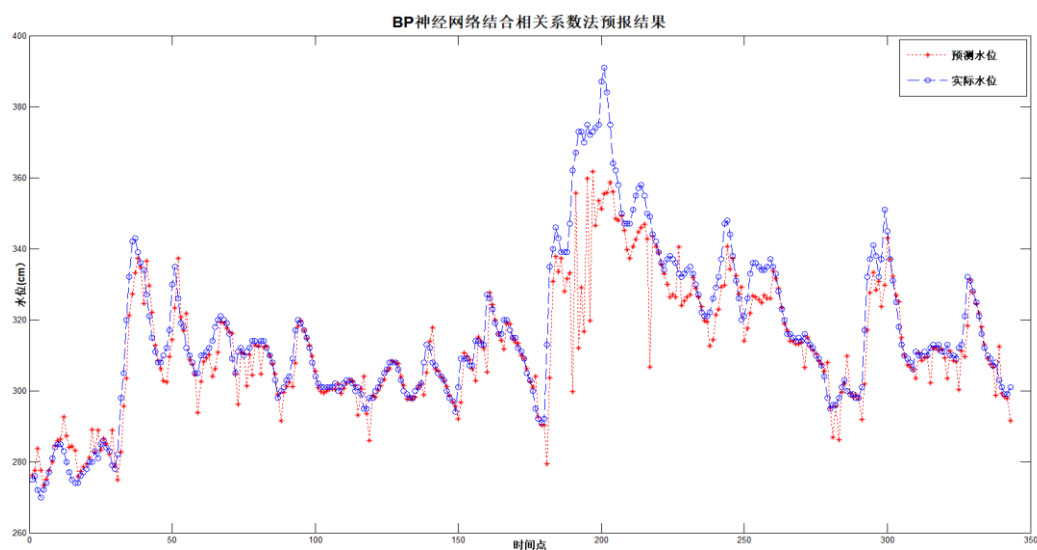


图 4.4 BP 网络结合相关系数法预报结果

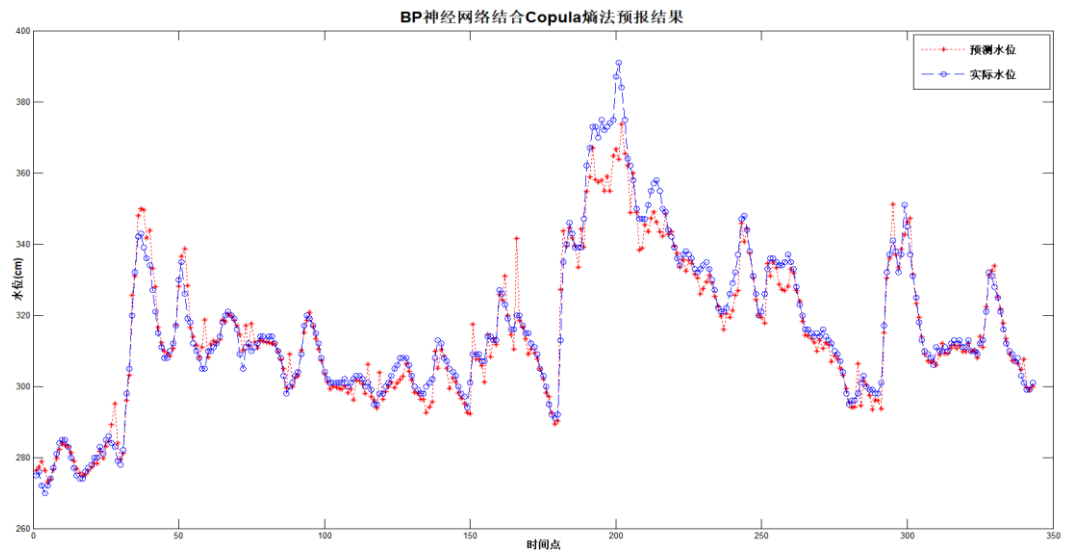


图 4.5 BP 神经网络结合 Copula 熵法预报结果

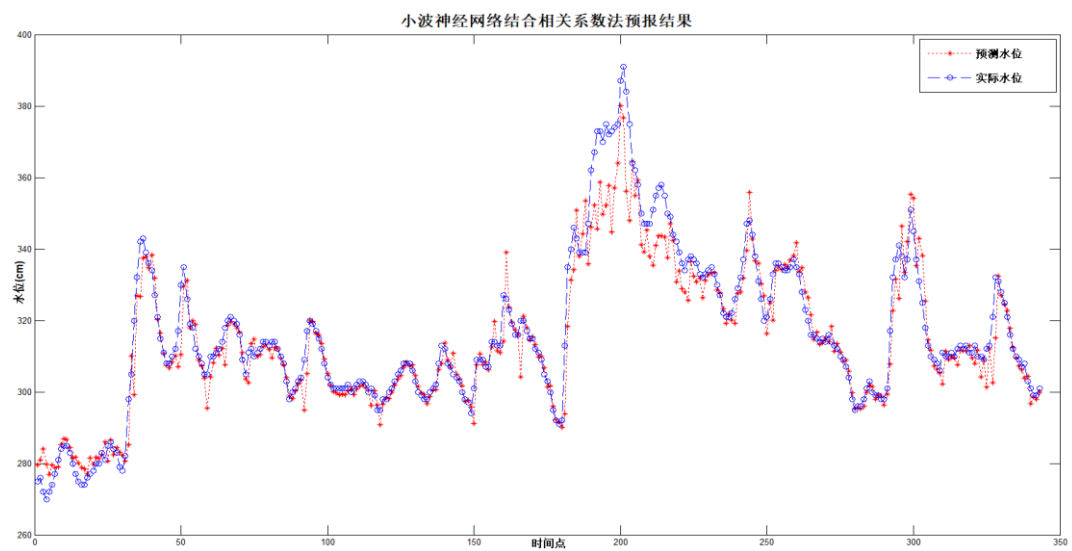


图 4.6 小波神经网络结合相关系数法预报结果

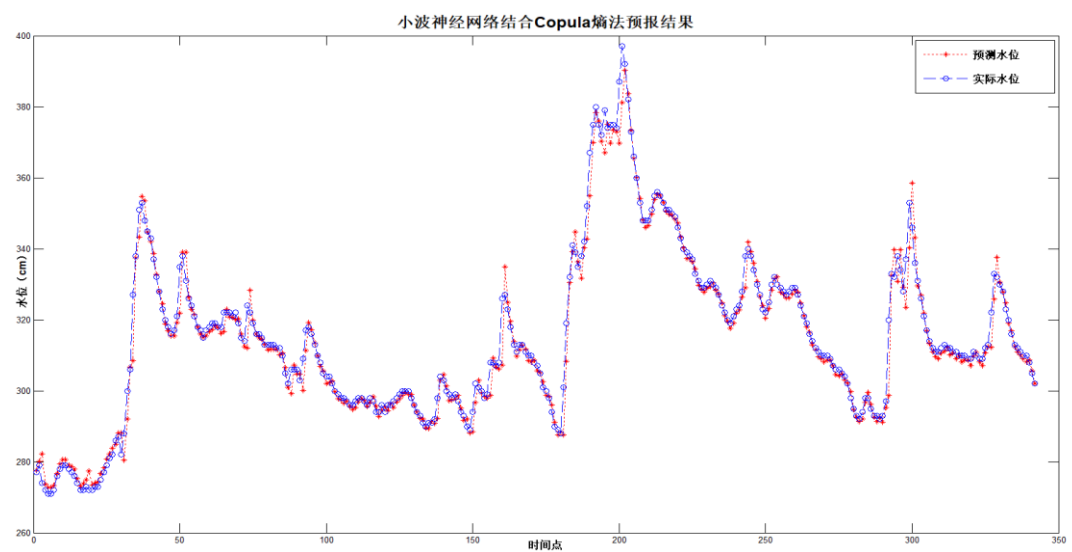


图 4.7 小波神经网络结合 Copula 熵法预报结果

表 4.5 不同输入因子对预报结果的比较分析

输入因子选择	神经网络	RMSE	合格率
相关系数	BP	10.488	59.7%
	WNN	6.666	64.6%
Copula 熵	BP	5.118	71.1%
	WNN	3.850	86.8%

4.4 本章小结

本章将基于第二章降雨径流输入因子的选择以及第三章降雨径流预报模型对江苏省苏州市盛泽镇丁家坝站日水位进行预测。

基于丁家坝站地理位置信息，实验选取溪南联圩、镇区大包围、太平联圩、坛丘联圩、开阳联圩、南麻联圩、跃进联圩的日平均降雨量与镇北站、沈前港站、丁家坝站前 15 天的日水位实测值作为可能的输入变量。在输入因子的选择中实验选取了相关系数法和基于 Copula 熵的偏互信息法，预报模型选取了 BP 神经网络和小波神经网络，以该地区 2004-2010 年七年的数据总共建立四组实验分别进行预测。实验结果表明：结合 Copula 熵的输入因子选择和小波神经网络的组合预报结果 RMSE、合格率两个指标都要高于另外三组实验结果，并且其合格率达到甲级水平，可用于发布正式预报。

第 5 章 村镇区域综合防洪信息系统-盛泽镇

5.1 系统开发目标及功能需求分析

5.1.1 系统开发目标

村镇区域综合防洪信息系统是“十二五”国家科技支撑计划《村镇区域防洪关键技术研究》课题的一项主要内容。系统开发的总目标是:充分利用现代计算机技术、测控技术、通讯技术、和现代水文预报技术,建立适合村镇区域的综合防洪信息系统,对水雨情等观测数据进行实时采集和处理,并综合其它各种与防洪有关的信息,为防洪工作人员提供防洪决策的依据。该村镇区域综合防洪信息系统以江苏省苏州市盛泽镇地理信息数据、观测站采集数据、水利站管理数据为基础,开发基于 GIS 的盛泽镇综合防洪信息系统,以有效记录、展示并管理最新的防洪监测信息,从而支撑盛泽镇综合防洪信息化,为洪灾应急响应与辅助决策提供科学、有效的技术平台^[70]。

5.1.2 功能需求分析

利用计算机、地理信息系统(GIS)、水文数据库、防洪抢险技术等一系列高新技术建立的村镇区域防洪综合信息系统是一个涉及面广的大型软件工程,系统开发应遵守以下原则和要求^[71]:

(1) 村镇区域防洪综合信息系统应以支持防洪决策为出发点和落脚点。所以必须和现行的防洪管理的运行机制、防洪决策流程以及领域的特点相适应。

(2) 村镇区域防洪综合信息系统和一般的管理信息系统不同,例如防汛信息接收处理系统着眼于利用计算机软件来取代工作人员的部分重复性工作,提高工作效率。而本系统需要涉及综合整个防洪过程,包括日常的水文数据实时监测、洪水来临时的应急处理以及灾后的损失统计等。因此,需要将传统的定量数学方法(模型、优化、统计)与逻辑方法、人工智能方法等有效的结合,利用计算机等各项技术为防洪人员提供参考。

(3) 会商决策是防洪应急处理决策的主要方式,防洪综合信息系统要努力满足这一环节的需求,要具有良好的灵活性和快速的响应能力,为防洪应急处理决策提供所需的信息资料和分析与计算手段。

按照系统的开发目标和要求,基于 GIS 的盛泽镇综合防洪信息系统应该具备

的基本功能，主要可以概括为：基础地理信息、防汛监测信息、应急预案管理、洪灾损失统计及系统维护管理功能等。

（1）基础地理信息

实现图层和相关属性数据的管理查询，包括基础地图漫游（Pan）、缩放（Zoom in/out），图文信息查询（identify），泵、闸站运行状态图显示，测站（水位站、雨量站等）及实时数据图显示、超标警戒地图显示等基础功能。支持二、三维 GIS 联动，可以结合雨涝分布信息，查询周边地形和相关应急资源，为系统提供基础地理信息支持。

（2）防汛监测信息

实现电子地图指定区域的测站分布情况、名称。通过选择具体的站点所在位置，可以查看到该站点的水位过程线、水位数据报表、降雨量柱状图、雨量数据报表以及泵闸的运行状态等功能，并可以查询该站点当前 24 小时的水位过程线、警戒水位、汛限水位、保证水位、正常水位、历史最高/最低水位、雨量柱状图、累计雨量、泵闸等水利工程基础数据，为系统提供防汛监测所需各种基础数据。

（3）应急预案管理

实现村镇防洪应急预案的编辑、查看、上传、下载、查询、删除等功能，当洪灾来临时，为系统决策人员提供应急预案管理支持。

（4）洪灾损失统计

结合村镇防洪需求，将最小统计单元落到村和社区，村级防洪基层人员可以根据受灾情况填报受灾基本情况表，也可以对受灾人口、受灾房屋等进行统计，为系统灾后损失估计提供数据支持。

（5）系统维护管理

实现系统维护和辅助管理功能，如村镇防洪通讯录管理，确保发生洪灾时，指令可以下达到每个自然村和社区，支持防汛物资、防汛队伍等业务数据的后台维护更新等。

5.2 系统总体框架设计

5.2.1 总体架构

根据系统的开发目标和功能需求分析，村镇区域防洪综合信息系统的总体架构由数据汇集层、数据服务层、应用支撑层、人机交互层组成。数据汇集层主要实现各种水文数据汇总录入的自动化，减少数据入库的工作量。数据服务层主要包括一个空间数据库(基础地理信息数据)、一个非空间数据库(水情、雨情、工情

等数据)组成。应用支撑层根据业务系统需求,实现各种专题服务的集成。人机交互层实现系统以图形界面的方式提供用户访问^[72],图 5.1 为系统总体架构图。

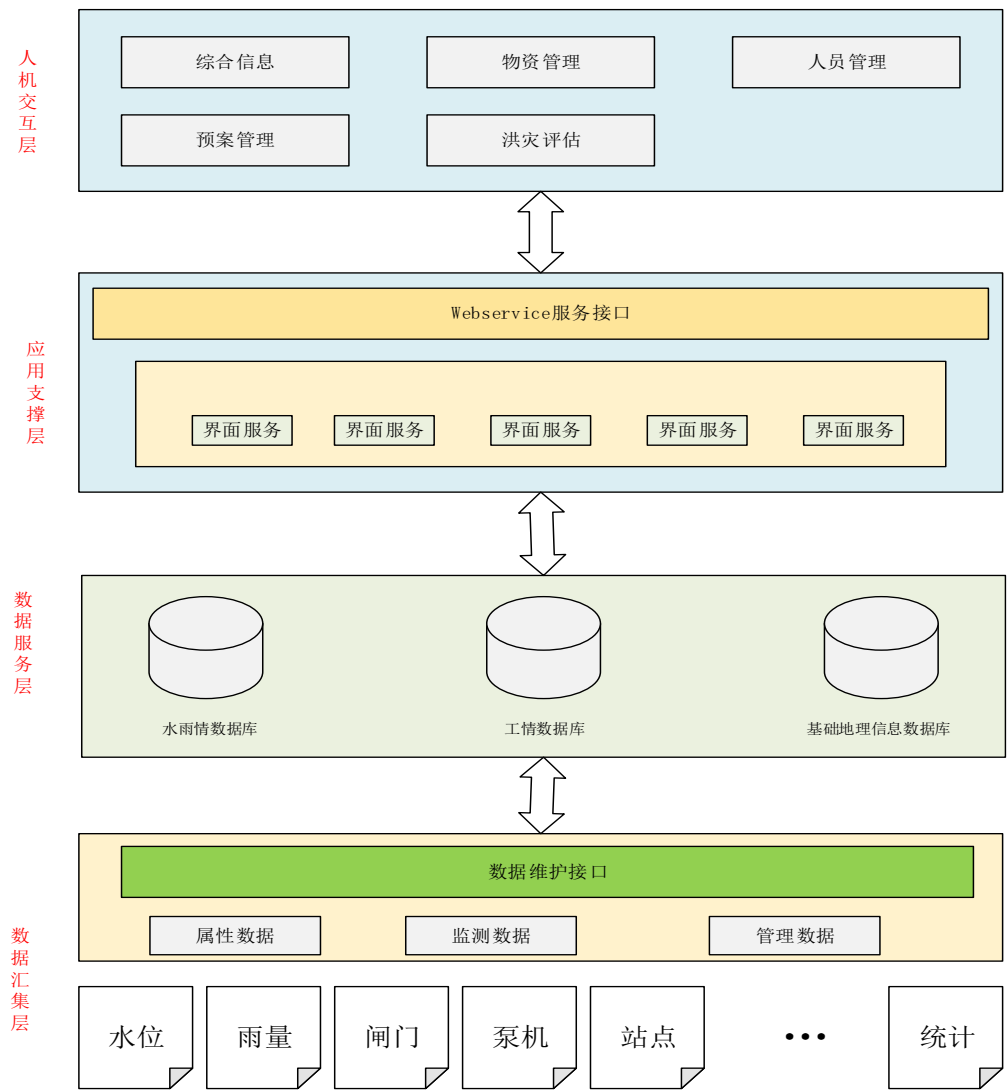


图 5.1 系统总体架构图

(1) 数据汇集层

通过数据汇集层的建设,实现对各种数据的采集与管理,系统通过对各种数据进行分析,按照不同数据来源设计相应的汇集录入工作流程,最大程度的实现数据汇总录入的自动化,减少数据入库的工作量。

(2) 数据服务层

集成盛泽镇综合防洪信息系统所需的各类信息成果,主要包括水雨情数据库、工情数据库、基础地理信息数据库,同时根据盛泽镇综合信息系统建设工作对信息的需求,对现有基础数据资料进行补充完善。

(3) 应用支撑层

应用支撑层是根据业务应用系统实际需要进行开发与建设,从而实现对盛泽镇综合防洪信息系统相关业务应用的访问、基础地图访问以及管理平台相关应用等专题服务之间的相互调用、相互触发与数据交换来实现对各种专题服务的总体集成。

(4) 人机交互层

建立基于 WebServices 服务架构的人机界面访问接口进行界面集成,将盛泽镇综合防洪信息系统管理涉及到的众多分析方法、表现手段通过数据输出与界面表现,既可以以图形界面方式使用标准的界面直接面向用户,同时也可以通过统一接口访问标准体系,为系统提供信息访问与交互响应服务。

5.2.2 软件技术架构

J2EE 和 .net 体系结构都是当前主流的 WEB 设计开发模式。因为 J2EE 基于 Java 语言,而 Java 语言是平台无关的,遵循 J2EE 体系结构技术规范的系统可以非常容易地在硬件系统和不同的操作系统之间移植。同时 Java 语言非常安全、严格,这使开发者可以编写出非常可靠的代码。因此,结合用户对软件开发要求,及用户现有软硬件环境情况的分析,切实保护用户已有的建设投资。本软件将采用基于 J2EE 的 B/S 架构进行开发。GIS 开发平台为基于网络版的 ArcGIS Server 10.2,数据库开发平台采用关系型数据库 SQL Server 2008,结合空间数据引擎 ArcSDE9.3 实现空间数据和非空间数据的一体化管理,系统开发模型采用螺旋开发方式进行系统开发。

根据设计标准系统架构采用 java 语言开发的 B/S 结构,使用 maven 管理 project, svn 管理代码,服务端使用 spring+hibernate+struts2 架构,集成 log4j、ehcache;前端使用 jquery 技术,集成 easyui、bootstrap 等组件快速构建 web 页面。

基于前面的软件复用思想和系统架构的设计原则,以及当前 Java EE 架构分层实现思想,结合各层和当前 Java 各种框架的特点,设计了如图 5.2 所示的 Java EE 快速 Web 开发架构。

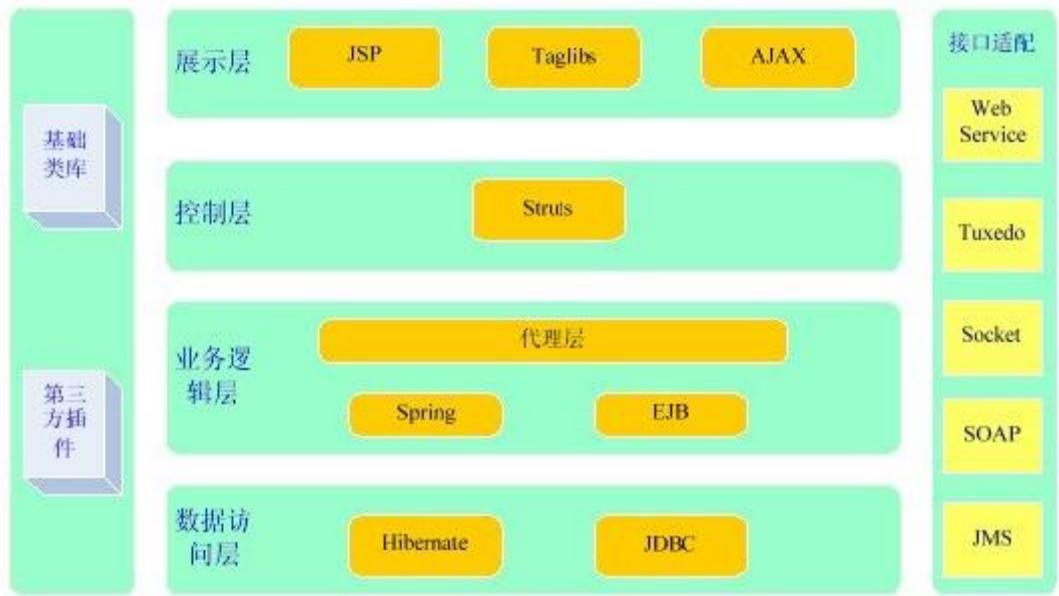


图 5.2 系统软件开发框架图

5.3 系统数据库设计

数据库的设计遵循国家相关的数据库标准，《实时雨水情数据库表结构与标识符》（SL323-2011）和《基础水文数据库表结构与标识符标准》（SL324-2005），并基于 GIS 和关系数据库技术，实现基础地理数据、水情、雨情、工情、灾情险情以及各类洪灾应急救援专题数据的整合和集成管理。图 5.3 为村镇区域洪涝灾害综合数据库的总体框架，具体包括基础地理数据库、水雨情数据库、工情数据库、洪涝灾害数据库和洪灾应急救援与指挥决策数据库^[73-74]。

利用全新的对象-关系数据模型 Geodatabase 支持海量、连续的数据和多用户并发访问等优点进行数据库建库。根据各类数据的特点进行数据库结构设计，并以 SQLServer2008 为关系数据库平台、ArcSDE 为中间件的数据库方案建立综合数据库平台，实现空间数据（地图数据）和非空间数据（业务数据）的无缝集成。

空间数据库存放的数据包括矢量图数据、影像图数据、地形图数据、DEM 数据、建筑模型和其它数据等。水情数据、雨情数据、工情数据、洪灾数据和应急决策数据存放在业务数据库中。该数据库与三维空间数据库建立关联，可将实时监测数据应用到三维场景中，辅助应急救援和指挥决策。

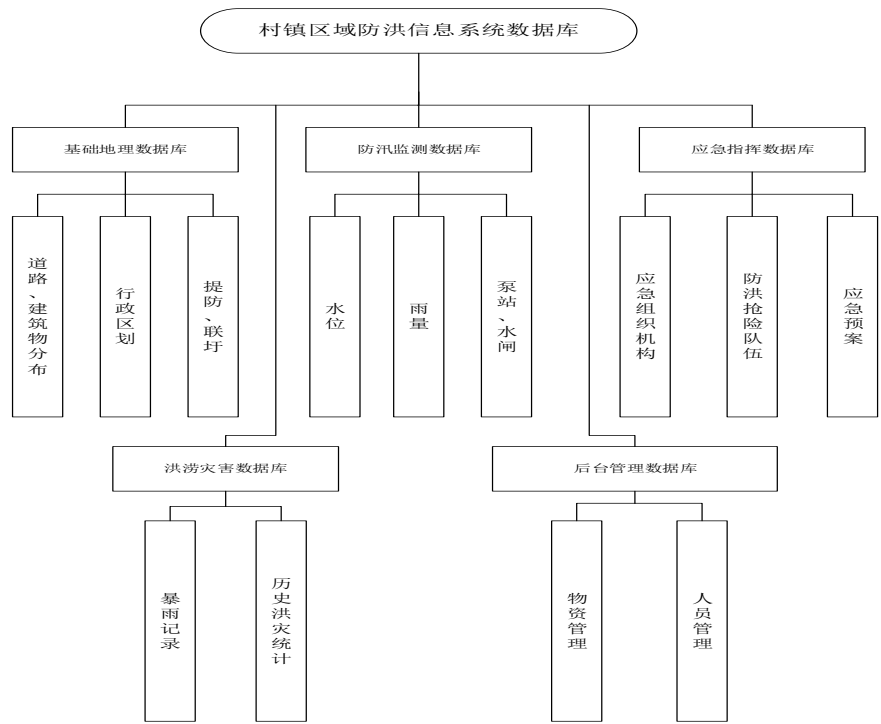


图 5.3 村镇区域综合防洪信息系统框架

5.3.1 基础地理数据库

基础地理数据库是村镇区域防洪综合信息系统处理的主要数据之一，直观反映了盛泽镇道路建筑物分布、行政区域分布、堤防联圩分布、水文站点分布的空间位置信息，是支撑本系统并保障防洪救灾的数据基础，基础地理数据库由泵站分布表、灌区表、水位站点表等 20 张表组成，表 5.1 为水位站分布表。

表 5.1 水位站表

列名	数据类型	列注释	备注
OBJECTID	esriFieldTypeOID	水位站编号	主键约束
ID	EsriFieldTypeString	顺序编号	
NAME	esriFieldTypeString	名称	
SOURCE	esriFieldTypeString	归属地	
SERIAL	esriFieldTypeString	编码	
DATAFROM	esriFieldTypeString	建成使用日期	
SCALE	esriFieldTypeInteger	面积大小	
KIND	EsriFieldTypeString	类别	
LAYER	EsriFieldTypeString	层名	
STNM	EsriFieldTypeString	站名	
STTPCD	EsriFieldTypeString	站类	
RCSTCD8	EsriFieldTypeString	整编站码	
NEWSTCD5	EsriFieldTypeString	5 位报汛站码	
NEWSTCD8	EsriFieldTypeString	8 位报汛站码	

5.3.2 防汛监测数据库

防汛监测数据库主要存储的是水情、雨情以及工情泵机的采集数据，数据库由水位中心点数据表、水位历史表、水位历史年表、水位历史月表、水位历史天表、水位历史小时表、雨量站点数据表、雨量站点每年数据表、雨量站点每个月数据表、雨量站点每天数据表、雨量站点每小时数据表、泵机电参数实时数据、泵机开关机统计表 13 张表组成，表 3.2 所示为水位中心点数据表。

表 5.2 水位中心点数据表

列名	数据类型	列注释	备注
ZDBH	VARCHAR2	站点编号	主键约束
ZDMC	VARCHAR2	站点名称	
JCHD	VARCHAR2	监测河道	
BDSW	NUMBER	八点水位	
JJSW	NUMBER	警戒水位	
SSSW	NUMBER	实时水位	
ZXSJSJ	VARCHAR2	最新数据时间	
JRYL	NUMBER	今日雨量	
ZRYL	NUMBER	昨日雨量	
BYYL	NUMBER	本月雨量	
SSQY	VARCHAR2	所属区域 KEY	
GGBH	VARCHAR2	公共编号	
TMDZDBH	VARCHAR2	接入的站点编号	
TYPE	NUMBER	1、内河(上游)水位 2、外河(下游)水位	
OCCTYPE	NUMBER	水位测站点类型：1、泵站 2、水闸 3、河道 4、水库	

5.3.3 应急指挥数据库

应急指挥数据库包含的是洪水来临时应急救援与决策数据，数据库由水位预警设置表、预警记录查询表、预警信息发布表组成，表 3.3 为预警信息发布表。

表 5.3 预警信息发布表

列名	数据类型	列注释	备注
ID	VARCHAR2	主键	主键约束
CONTENT	VARCHAR2	内容	
PERSON	NVARCHAR2	接受人员	
SENDTIME	NVARCHAR2	发送时间	
CREATEDATE	NVARCHAR2	创建时间	

5.3.4 洪涝灾害数据库

洪涝灾害数据库主要为灾后损失评估及救援提供数据基础，数据库由洪涝灾害上传报表、洪涝灾害统计报表组成，表 3.4 为洪涝灾害统计报表。

表 5.4 洪涝灾害统计表

列名	数据类型	列注释	备注
ID	VARCHAR2	主键	主键约束
NAME	VARCHAR2	文件夹名称	
PARENTID	VARCHAR2	父节点	
TYPE	VARCHAR2	1、文件夹 2、文件	
CREATETIME	VARCHAR2	创建时间	
WORDURL	VARCHAR2	WORD 显示的路径	
FILENEWNAME	VARCHAR2	更改后的文件名称	
TABTYPE	VARCHAR2	tab 选项类型	

5.3.5 后台管理数据库

后台管理数据库为人员管理和物资管理提供数据保障，数据库由人员管理表、物资信息报表组成，表 5.5 为物资信息报表。

表 5.5 物资信息报表

列名	数据类型	列注释	备注
ID	VARCHAR2	主键	主键约束
NAME	VARCHAR2	物资名称	
PERSON	VARCHAR2	物资责任人信息	
TYPE	VARCHAR2	物资类别	
UNIT	VARCHAR2	物资单位	
NUM	NUMBER	物资数量	
LOCATION	VARCHAR2	物资储备点	

5.4 系统功能设计

村镇区域防洪综合信息系统按业务功能模块可以分为地理信息、防汛监测信息、洪灾应急指挥、洪灾评估分析、后台管理五个子系统，如图 5.4 所示。地理信息子系统基于基础地理数据如地形、水系、道路、区划，专业水文数据如圩区、圩内河道、圩外河道、水文站点，可以实现盛泽镇水利信息地图的放大、缩小、搜索、测量、定位、图例说明等。防汛监测信息子系统基于盛泽镇泵闸站运行监测信息(泵机启闭状态)、雨量站实时雨量监测信息、水位站水位监测信息实现水雨工情信息的监测。洪灾应急指挥子系统基于受灾地区的基本信息、生成应急预

案并将灾害信息及时发布。洪灾评估分析子系统可以实现灾情信息的及时填报、汇总以及历史灾情信息查询。后台管理子系统主要实现历史应急预案、灾情信息的设置以及用户信息的管理及权限分配。



图 5.4 系统界面与子系统模块划分

5.4.1 基础地理信息

如图 5.5 所示，基础地理信息子系统实现专题图层和相关属性数据的组织管理，基础地图漫游、缩放，图文信息查询，泵、闸站运行状态图显示，测站（水位站、雨量站等）及实时数据题图显示、超标警戒地图显示等基础功能。图层组织管理如图 5.6 所示，包含村镇行政区划，土地利用分布，河道水系，建筑物和道路分布，水利工程（泵、闸站、联圩、堤防等），测站（水位站、雨量站、流量站、潮位站），险点险段，以及重点企事业单位、防涝抢险队伍、医院、学校等各类兴趣点基础信息。可实现专题图层添加、关闭、修改着色方案等基础功能。

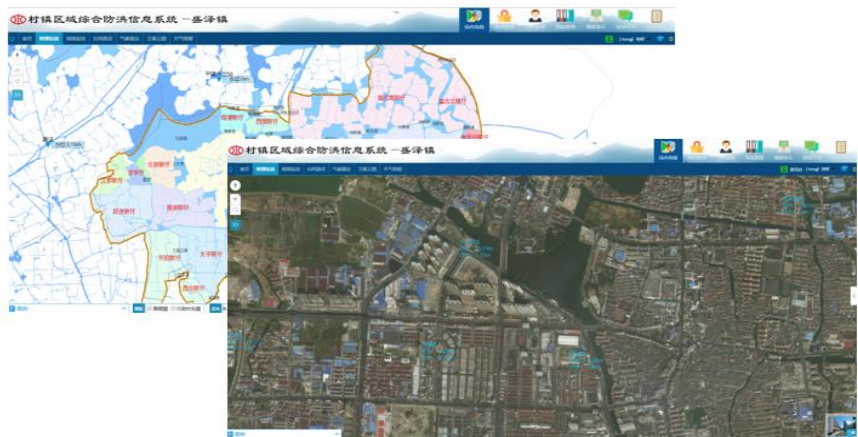


图 5.5 地理信息子系统

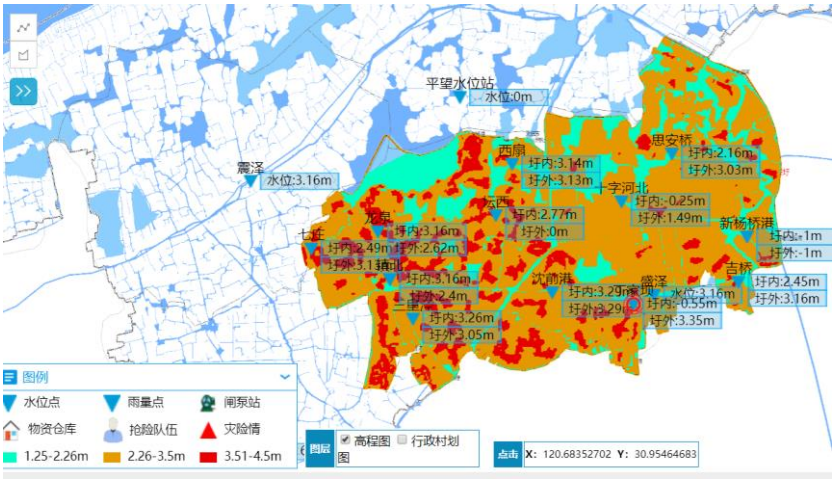


图 5.6 图层组织管理

5.4.2 防汛监测信息

防汛监测信息子系统基于盛泽镇雨量站实时雨量监测信息、水位站水位监测信息、泵闸站运行监测信息(泵机启闭状态)、实现水雨工情信息的监测。如图 5.7 所示。



图 5.7 水雨工情监测信息详情图

(1) 水情信息

当点击进入实时水情查询时,可实现在电子地图上显示整个区域的水位测站分布情况、名称和水位,通过选择具体的站点所在位置,可以直观查看到该站点的实时水位数据,图 5.8 为鼠标点击西扇站时的实时水位信息。水情信息还提供了水位过程图,根据站点所在区域的查询及站点名称的模糊查询查询站点的水情信息,图 5.9 为选择区域为镇区大包围,站点为市头浜站,时间间隔为 2018 年 1 月 24 日到 1 月 31 日的水位过程趋势图。



图 5.8 西扇站实时水位图



图 5.9 市头浜站水位过程图

(2) 雨情信息

当进入实时雨情查询时，点击雨情列表，如图 5.10 所示，可实现以列表形式显示全部雨量测站的名称、数据更新时间、今日雨量、昨日雨量、近 1 小时雨量、近 3 小时雨量、近 6 小时雨量、近 12 小时雨量、近 24 小时雨量、本周雨量、本月雨量。雨情信息还提供了站点雨量查询功能，可以选择查询站点的名称、雨量查询的时间范围，图 5.11 显示了桃源站 2018 年 1 月 25 日至 2018 年 2 月 1 日的降雨图。

序号	测站名称	数据更新时间	今日雨量	昨日雨量	近1小时雨量	近3小时雨量	近6小时雨量	近12小时雨量	近24小时雨量	本周雨量	本月雨量
1	镇东	2018-02-01 00:00:01	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	三里桥	2018-02-01 00:17:01	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	南草圩	2018-02-01 00:17:01	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	吕庙	2018-02-01 00:26:37	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	十字河北	2018-02-01 00:17:01	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	坛丘港北闸	2017-12-11 13:49:01	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	镇北	2018-02-01 00:17:01	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	龙泉	2018-02-01 00:30:03	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	沈蔚港	2018-02-01 00:30:03	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	新镇南	2017-10-25 10:55:00	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	太湖平均	2017-10-01 09:02:04	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	平望水位站	2017-10-01 09:02:04	0	0	0	0	0	0	0	0	0
13	黎里	2018-02-01 00:00:00	0	2	0	0	0	0	0	18	0
14	同里	2018-02-01 00:30:00	0	0.1	0	0	0	0	0	17.1	0
15	松陵	2018-02-01 00:30:00	0	1	0	0	0	0	0	22.5	0
16	开发区	2018-02-01 00:00:00	0	2	0	0	0	0	0	6	0
17	横塘	2018-02-01 00:00:00	0	0	0	0	0	0	0	17.7	0

20

第 1 共2页

显示1到20,共22记录

图 5.10 监测站雨情信息



图 5.11 桃源站雨情信息

(3) 工情信息

当进入工情查询时，主要包括泵闸站等重点水利工程基础数据管理、查询，泵闸站运行状态监控等功能，图 5.12 显示了工情信息监测站泵机状态图。

序号	联圩名称	测站名称	数据更新时间	上游水位(m)	下游水位(m)	泵机状态
1		桃源	2018-01-31 22:35:00	3.16		
2		鹿泽	2018-01-31 22:35:00	3.14		
3		七都	2018-01-31 22:35:00	3.19		
4		平望	2018-01-31 22:35:00	3.04		
5		盛泽	2018-01-31 22:35:00	3.16		
6		黎里	2018-01-31 22:35:00	2.98		
7		同里	2018-01-31 22:35:00	3.05		
8		松陵	2018-01-31 22:35:00	2.62		
9		开发区	2018-01-31 22:40:00	3.1		
10		横鼎	2018-01-31 22:35:00	3.13		
11		平望水位站	2017-10-10 10:10:10	0		
12		太湖平均	2017-10-10 10:10:10	0		
13	盛北联圩	田前湾	2018-01-31 22:25:00	2.08	-1	🟢🟢🟢
14	镇区大包围	市头浜	2018-01-31 22:10:00	2.68	-1	🟢🟢🟢
15	盛北联圩	荷花	2018-01-31 22:05:00	1.96	-1	🟢🟢🟢
16	盛北联圩	龙南	2018-01-31 22:35:00	2.61	-1	🟢🟢🟢
17	盛北联圩	计阿港	2018-01-31 22:35:00	2.19	-1	🟢🟢🟢

20 第 1 共 4 页 显示 1 到 20, 共 80 记录

图 5.12 监测站泵机状态图

5.4.3 洪灾应急指挥

洪灾应急指挥子系统主要为洪灾来临时,可实现在电子地图上显示全部物资队伍的分布情况和名称。通过选择具体的物资队伍所在位置,可以直观查看到该物资队伍的情况,包含行政区划、现有人数、责任人联系方式等。对于防汛管理人员可以基于网站发布相应应急预案,包括防汛物资调度、抢险队伍调度及防汛工程调度等,如图 5.13 所示。

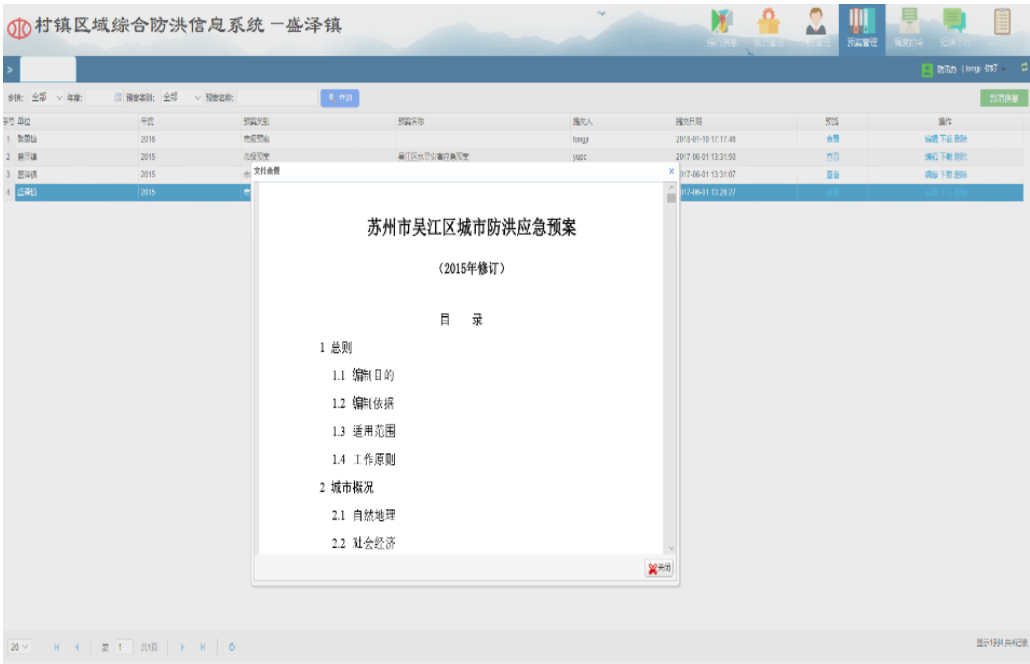


图 5.13 洪灾应急指挥子系统

5.5 本章小结

本章主要介绍了基于江苏省苏州市盛泽镇,开发的村镇区域防洪综合信息系统软件,并从系统开发目标、功能需求分析、总体框架设计、数据库设计以及功能设计五个方面进行了介绍。

本村镇区域防洪信息系统以江苏省苏州市盛泽镇地理信息数据、观测站采集数据、水利站管理数据为基础而进行开发,可以有效记录、展示并管理最新的防洪监测信息,系统主要由地理信息、防汛监测信息、洪灾应急指挥、洪灾评估分析、后台管理五个子系统构成,从而支撑盛泽镇综合防洪信息化,为洪灾应急响应与辅助决策提供科学、有效的技术平台。

第6章 总结和展望

6.1 本文总结

准确及时的洪水预报和防洪信息管理系统作为抵御洪水灾害的重要非工程性措施，在防汛指挥决策中发挥着越来越重要的作用。本文对流域径流过程进行简化，以降雨径流模型为研究对象，提出了基于 Copula 熵理论降雨径流预报输入因子选择和小波神经网络的降雨径流预报模型，并开发了基于盛泽镇的村镇区域防洪信息系统。全文的工作总结如下：

(1) 本文将 Copula 熵理论引入降雨径流预报输入因子选择中，偏互信息 (PMI) 作为相关性度量的一种方法，弥补了传统的相关系数法、互信息法不足。通过 Copula 熵计算 PMI，大大减少了相对于公式法的计算量。在进行实际降雨径流输入因子选择之前，通过选择两组标准函数测试其准确性，实验结果准确可靠的找出具有相关性的变量。

(2) 基于水文现象本身持续性、周期性、趋势性、变动域、转折点五个特性，本文选取小波神经网络作为降雨径流预报模型，小波神经网络继承了小波分析的时频分析特性和神经网络非线性拟合特性，结合前面的 Copula 熵的预报因子选择，将其应用于太湖流域盛泽段预测，并进行了其它三组对比实验，结果表明，基于 Copula 熵的输入因子选择和小波神经网络的组合模型预报精度高于另外三组实验结果，并且其合格率达到甲级水平，可用于发布正式预报。

(3) 以江苏省苏州市盛泽镇地理信息数据、观测站采集数据、水利站管理数据为基础，开发基于 GIS 的盛泽镇综合防洪信息系统。该系统主要包含地理信息、防汛监测信息、洪灾应急指挥、洪灾评估分析、后台管理六个子系统模块，以有效记录、展示并管理最新的防洪监测信息，为盛泽镇综合防洪信息化以及洪灾应急响应与辅助决策提供科学、有效的技术平台。

6.2 研究展望

本文提出了基于 Copula 熵的降雨径流输入因子选择以及基于小波神经网络的降雨径流预报模型，并以太湖流域盛泽段实例数据验证了模型可行性。最后研发了基于 GIS 的盛泽镇综合防洪信息系统，以有效记录、展示并管理最新的防洪监测信息，为洪灾应急响应与辅助决策提供科学、有效的技术平台。结合以上工作，作者认为可以从以下几个方面进行改进或深入研究：

(1) 输入因子的选择是径流预报的重要研究内容之一，极大地影响着径流预报的精度。本文基于降雨、水位等均有测量数据，但是一些重要的变量例如蒸发量仍无法显式测量，因此对流域的径流过程进行简化，仅考虑降雨-径流过程。近年来已经有学者考虑了大气环流因子、土壤含水量等一些输入因子的选择，因此，下一步的研究工作中，可以寻求更多一些输入因子的选择来提高预报的精度。

(2) 本文所建基于小波神经网络的降雨径流预测，它的思想是将小波函数替代神经网络的传递函数，既具有时频域的局部性特征，又有较强的逼近及容错性能。但是其隐含层的层数与节点数的确定仍然没有一个确定的理论去指导，本文仅通过经验公式和反复实验进行选取。后续可以研究合适的理论指导隐含层层数与节点数的选择提高预报结果的精度。

(3) 本文开发的村镇区域综合防洪信息系统，在实际应用中功能不够完善。在接下来的研究中可以增加老百姓可以通过微信应用程序快速上报险情，充分调动群众积极性，弥补村镇区域监测点不足的问题，以及当洪水来临时，如何在系统上根据实时信息规划安排群众逃离路线等功能。

参考文献

- [1] 王顺久, 张欣莉, 倪长键, 等. 水资源优化配置原理及方法[J]. 2007.
- [2] 王圣. 基于神经网络的水文预报方法研究[D]. 华中科技大学, 2013.
- [3] 中华人民共和国公安部, “洪水灾害的危害性.”
- [4] 张海亮. 洪水智能预报方法与系统研究[D]. 西北农林科技大学, 2006.
- [5] 崔宗培. 中国水利百科全书[M]. 水利电力出版社, 1991.
- [6] 陈俊愉. 中国农业百科全书观赏园艺卷[J]. 北京: 中国农业出版社, 1996.
- [7] De Vos N J. Computational Intelligence in Rainfall-Runoff Modeling[D]. TU Delft, Delft University of Technology, 2009.
- [8] Nepal S, Krause P, Flügel W A, et al. Understanding the hydrological system dynamics of a glaciated alpine catchment in the Himalayan region using the J2000 hydrological model[J]. Hydrological Processes, 2014, 28(3): 1329-1344.
- [9] 王文, 马骏. 若干水文预报方法综述[J]. 水利水电科技进展, 2005, 25(1):56-60.
- [10] Maier, H.R., Dandy, G.C., 2010. Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications. Environmental Modelling and Software 15, 101–124.
- [11] Wu C. Hydrological Predictions using data-driven models coupled with data preprocessing techniques[J]. Hong Kong Polytechnic University, 2010.
- [12] Campolo, M., Soldati, A., Andreussi, P., 2009. Forecasting river flow rate during low-flow periods using neural networks. Water Resources Research 35 (11), 3547–3552.
- [13] Imrie, C.E., Durucan, S., Korre, A., 2010. River flow prediction using artificial neural networks: generalisation beyond the calibration range. Journal of Hydrology 233, 138–153.
- [14] Chakraborty, K., Mehrotra, K., Mohan, C.K., Ranka, S., 2012. Forecasting the behavior of multivariate time series using neural networks. Neural Networks 5, 961–970.
- [15] Liong, S.-Y., Lim, W.-H., Paudyal, G.N., 2010. River stage forecasting in Bangladesh: Neural network approach. Journal of Computing in Civil Engineering 14 (1), 1–8.
- [16] 赵文秀, 张晓丽, 李国会. 基于随机森林和 RBF 神经网络的长期径流预报[J]. 人民黄河, 2015, 37(2): 10-12.
- [17] 姜璇. 基于 EEMD-ANN 模型的三峡水库中长期径流预报研究[D]. 天津大学, 2016.
- [18] 邢柏锋. 基于小波神经网络的径流预测方法分析[J]. 科技创新与应用. 2012(31):41-41.
- [19] Pati Y C, Krishnaprasad P S. Analysis and synthesis of feedforward neural networks using discrete affine wavelet transformations.[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1993, 4(1):73-85.
- [20] Zhang Q, Benveniste A. Wavelet networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1992, 3(6):889.
- [21] 杨小平. 浅谈如何完善县级防汛信息系统建设和管理[J]. 城市建设理论研究: 电子版, 2012(18).
- [22] 向柳波. 基于 HTML5 的鄱阳湖区防汛信息管理与发布系统研究[D]. 江西理工大学, 2013.
- [23] 王毓森, 张德栋. 甘肃水情信息管理系统的设计与实现[J]. 工程地质计算机应用, 2010,

- 26(4):36-38.
- [24] American River Flood Control. <https://www.arfcd.org/>.
- [25] Moon Y I, Rajagopalan B, Lall U. Estimation of mutual information using kernel density estimators[J]. Physical Review E Statistical Physics Plasmas Fluids & Related Interdisciplinary Topics, 1995, 52(3):2318.
- [26] Darbellay G, Vajda I. Estimation of the information by an adaptive partitioning of the observation space[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2002, 45(4):1315-1321.
- [27] Kraskov A, Gbauer H, Grassberger P. Estimating mutual information.[J]. Physical Review E Statistical Nonlinear & Soft Matter Physics, 2003, 69(6 Pt 2):066138.
- [28] 李小奇, 郑东健, 鞠宜朋. 基于 Copula 熵理论的大坝渗流统计模型因子优选[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2016, 44(4):370-376.
- [29] Speed T. A correlation for the 21st century[J]. Science, 2011, 334(6062): 1502-1503.
- [30] Rényi A. On measures of dependence[J]. Acta mathematica hungarica, 1959, 10(3-4): 441-451.
- [31] Galton F. Regression Towards Mediocrity in Hereditary Stature.[J]. Journal of the Anthropological Institute of Great Britain & Ireland, 15:246-263.
- [32] Pearson K, F. R S. Notes On The History Of Correlation [J]. Biometrika, 1920, 13(1):25-45.
- [33] Shannon C E, Weaver W. The mathematical theory of communication[J]. M.d.computing Computers in Medical Practice, 1950, 3(9):31-32.
- [34] 贺邓超, 张宏军, 郝文宁, 等. 基于 Parzen 窗条件互信息计算的特征选择方法[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(5): 1387-1389.
- [35] Walters-Williams J. Estimation of mutual information: A survey[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2009(5589):389-396.
- [36] Sharma A. Seasonal to interannual rainfall probabilistic forecasts for improved water supply management: Part 1 — A strategy for system predictor identification[J]. Journal of Hydrology, 2000, 239(1):232-239.
- [37] Reshef D N, Reshef Y A, Finucane H K, et al. Detecting novel associations in large data sets[J]. science, 2011, 334(6062): 1518-1524.
- [38] Shannon C E. IEEE Xplore Abstract - A mathematical theory of communication[J]. Bell System Technical Journal, 1948.
- [39] Grey R. Entropy and Information Theory[M]. 科学出版社, 2012.
- [40] Sklar M. Fonctions de repartition an dimensions et leurs marges[J]. Publ. Inst. Statist. Univ. Paris, 1959, 8: 229-231.
- [41] Nelsen R B. An introduction to copulas[M]. Springer Science & Business Media, 2007.
- [42] Mcneil A. Chapter 8 - Modelling dependence with copulas and applications to risk management[M] Handbook of Heavy Tailed Distributions in Finance. 2003:329-384.
- [43] Jian M, Sun Z. Mutual information is copula entropy[J]. 清华大学学报:自然科学英文版, 2011, 16(1):51-54.
- [44] 郭生练, 闫宝伟, 肖义, Copula 函数在多变量水文分析计算中的应用及研究进展[J]. 水文, 2008, 28(3): 1-7.
- [45] Berntsen J, Espelid T O, Genz A. An adaptive algorithm for the approximate calculation of multiple integrals[M]. ACM, 1991.
- [46] Fernando T M K G, Maier H R, Dandy G C. Selection of input variables for data driven

- models: an average shifted histogram partial mutual information estimator approach.[J]. Journal of Hydrology, 2009, 367(3):165-176.
- [47] 葛守西. 现代洪水预报技术[M]. 中国水利水电出版社, 1999.
- [48] Zhang J, Walter G, Miao Y, et al. Wavelet neural networks for function learning[J]. IEEE transactions on Signal Processing, 1995, 43(6): 1485-1497.
- [49] Alexandridis A K, Zapranis A D. Wavelet Neural Networks[J]. Wavelet Neural Networks: With Applications in Financial Engineering, Chaos, and Classification, 2014: 61-80.
- [50] Morlet J, Arens G, Fourgeau E, et al. Wave propagation and sampling theory—Part I: Complex signal and scattering in multilayered media[J]. Geophysics, 1982, 47(2): 203-221.
- [51] Meyer Y. Wavelets: Algorithms and Applications. Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia (1993)[J]. Translated and revised by Robert D. Ryan.
- [52] Daubechies I. Orthonormal bases of compactly supported wavelets[J]. Communications on pure and applied mathematics, 1988, 41(7): 909-996.
- [53] 张清华. 小波神经网络参数优化及其应用[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2009.
- [54] 彭欣怡, 于国荣, 张代青. 不同组合小波神经网络模型对径流预测的适用性[J]. 人民长江, 2015, 46(24): 24.
- [55] 张正浩, 张强, 江涛, 等. 基于小波神经网络的东江流域径流模拟多模型比较研究[J]. 武汉大学学报 (理学版), 2015, 3: 011.
- [56] Cortes C, Gonzalvo X, Kuznetsov V, et al. Adanet: Adaptive structural learning of artificial neural networks[J]. arXiv preprint arXiv:1607.01097, 2016.
- [57] Billings S A, Wei H L. A new class of wavelet networks for nonlinear system identification[J]. IEEE Transactions on neural networks, 2005, 16(4): 862-874.
- [58] Cristea P, Tuduce R, Cristea A. Time series prediction with wavelet neural networks[C]//Neural Network Applications in Electrical Engineering, 2000. NEUREL 2000. Proceedings of the 5th Seminar on. IEEE, 2000: 5-10.
- [59] Zhang J, Walter G G, Miao Y, et al. Wavelet neural networks for function learning[J]. IEEE transactions on Signal Processing, 1995, 43(6): 1485-1497.
- [60] 朱跃龙, 李士进, 范青松, 等. 基于小波神经网络的水文时间序列预测[J]. 山东大学学报: 工学版, 2011, 41(4): 119-124.
- [61] 李银国, 张邦礼, 曹长修. 小波神经网络及其结构设计方法[J]. 模式识别与人工智能, 1997(3):197-205.
- [62] 赵学智, 邹春华, 陈统坚, 等. 小波神经网络的参数初始化研究[J]. 华南理工大学学报 (自然科学版), 2003, 31(2):77-79.
- [63] 李金屏, 王风涛. BP 小波神经网络快速学习法研究[J]. 系统工程与电子技术, 2001, 23(8):72-75.
- [64] DataMarket. <https://datamarket.com/>.
- [65] 王丽萍, 张新明, 李继伟, 等. BP 网络激活函数选择在径流预报模型中的应用[J]. 水力发电学报, 2014, 33(1): 29-36.
- [66] 李纪生. 水文情报预报标准概况[J]. 水利水电标准化与计量, 1993(2):21-27.
- [67] Taihu Wikipedia. <https://zh.wikipedia.org/zh-cn/太湖/>.
- [68] Wang Y, Yue J G, Liu S G, et al. Copula Entropy coupled with Wavelet Neural Network Model for Hydrological Prediction[C]//IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. IOP Publishing, 2018, 113(1): 012160.

- [69] Bowden G J, Dandy G C, Maier H R. Input determination for neural network models in water resources applications. Part 1—background and methodology[J]. Journal of Hydrology, 2005, 301(1-4): 75-92.
- [70] 陈左杰, 董增川, 管西柯, 等. 江苏省沿海围垦区来水预测系统开发与应用[J]. 人民黄河, 2016, 38(3): 45-47.
- [71] 彭国均, 池天河, 张新, 等. 汀溪水库三维防洪调度管理信息系统研发[J]. 地球信息科学学报, 2012, 9(6): 82-87.
- [72] 丁志雄, 李娜, 郑敬伟, 等. 基于 GIS 的避洪转移分析系统研发[J]. 中国防汛抗旱, 2015 (4): 17-20 37.
- [73] 闫继军, 徐泽平, 陈煜. 省级防汛指挥决策支持系统的建设与管理[D]. 2004.
- [74] Allan James L, Singer M B. Development of the lower Sacramento Valley flood-control system: Historical perspective[J]. Natural Hazards Review, 2008, 9(3): 125-135.

致谢

韶华易逝，流水浮年，伴随着毕业论文最后一个字符的敲定，自己的硕士研究生阶段也即将划上圆满的句号。回首我在同济两年半的研究生求学生涯，学校里发生的点点滴滴都依稀还在心头。

首先我要向我的导师岳继光教授表达真挚的感谢。岳老师高瞻远瞩的视野、严谨的治学态度、一丝不苟的科研态度以及诲人不倦的育人品德为我在研究生期间的学习道路指明了方向。在论文写作的每一个阶段，都得到了岳老师循序渐进的悉心指导，尤其是岳老师在身兼教学及学校工作等多项任务的情况下，致谢之词，如梗在咽。还记得开学之初，岳老师曾在致电信学院 2015 级全体研究生的发言中提出，我希望，你们不要叫我们“老板”，因为师生的情谊更纯洁，更长久！我希望，你们要珍爱自己的身体，因为那才是你立命安身的根本，完成学业的保障！我希望，你们要热爱电信学院，因为你们将在这里扬帆启航！我希望，你们要敢于探索，勇于开创，直面失败，挺起脊梁！这些话语也一直教育着我，鼓舞着我，鞭策着我，使我受益良多，铭感不忘。

在研究生生活和项目工作期间，也离不开课题组这个大家庭的帮忙。感谢苏永清老师、吴继伟老师在炎炎夏日，驱车带我前往苏州完成项目示范基地调研与设备安装，感谢董延超老师为课题组做的精彩学术报告。

在此，还要感谢课题组的各位同学。感谢项目组侯培鑫博士、陈峰师兄、张爽师妹，在完成村镇区域防洪项目中，与你们一起克服重重困难，感谢你们的帮助与陪伴。感谢这三年来陪我一起走过并给予我极大帮助的同门唐丹旭、施梁、吴琛浩和赵闻达。在整个研究生学习过程中，你们帮我解决了很多学习上的困扰和难题。感谢徐晨剑师兄，刘志刚师兄、王栗师兄、王森博师兄在学术道路上给予我们的帮助与指导，使我快速融入 615 这个大家庭中。感谢课题组成员乔琪、穆惠华、刘雪娇、徐刚、陈策、刘金承、武欣然、李旻聪、何士波、林敏静、孙佳妮等各位同学的照顾，在我遇到困难的时候，是你们给予了我支持和帮助。

感谢我的家人给予我的帮助，你们一直是我的坚强后盾。

在今后的工作与学习中，我会谨遵各位师长的教诲、牢记各位师兄的关怀以及各位同学的支持，以一个更好的自己来回报所有帮助过我的各位！

汪胤

2018 年 2 月书于上海嘉定

附录 A Oostanaula 河径流量预测结果

A.1 小波神经网络预测结果

(单位 cm)

实测值	预报值	实测值	预报值	实测值	预报值	实测值	预报值
44.15	55.48	14.81	65.16	262.50	85.38	33.95	116.59
46.67	78.85	15.18	59.88	134.17	164.86	71.39	31.60
26.70	49.73	58.67	79.05	175.22	150.55	34.35	68.25
32.65	53.12	256.41	111.48	82.09	155.24	28.85	39.09
20.05	61.05	67.17	201.19	32.79	54.59	23.16	58.85
61.36	56.07	130.80	123.69	32.14	55.51	23.05	43.00
191.31	100.74	111.12	114.56	19.09	45.18	27.89	66.66
147.76	152.07	61.82	40.63	18.18	36.80	76.77	78.20
109.84	155.79	40.01	68.58	15.52	62.56	87.19	120.21
245.65	102.40	23.33	47.55	17.33	66.85	82.69	136.58
91.29	154.26	24.49	34.67	63.63	82.66	130.06	109.90
54.59	69.05	10.87	46.83	75.83	120.52	61.11	120.19
48.11	67.17	9.74	54.66	272.61	134.54	65.13	67.93
21.12	59.40	13.79	67.87	102.39	178.89	36.22	67.50
30.98	35.05	50.43	77.46	173.44	100.15	21.52	40.56
24.21	53.56	58.28	124.27	51.54	120.06	23.39	42.02
15.69	60.25	161.38	131.67	57.00	46.64	33.81	45.16
22.37	72.42	110.61	158.30	30.75	64.53	68.36	76.72
50.21	70.79	120.80	118.46	16.03	38.72	80.53	116.49
146.62	104.24	75.69	114.38	47.88	42.58	91.21	119.64
197.48	171.93	36.33	66.64	46.89	68.69	134.65	113.31
108.99	172.10	37.38	46.61	169.14	96.78	164.75	88.78
62.24	103.83	22.29	43.09	130.17	169.40	85.18	135.13
111.48	64.88	12.74	40.82	83.85	135.46	45.99	76.78
30.67	70.42	18.15	53.61	124.85	93.19	28.26	56.96
40.10	41.81	30.47	62.36	104.66	82.31	21.12	42.52
18.07	54.72	30.64	92.89	117.35	89.34	33.98	36.23
23.22	30.99	27.13	102.29	142.72	71.48	28.32	66.17

A.2 小波神经网络预测结果

(单位 cm)

实测值	预报值	实测值	预报值	实测值	预报值	实测值	预报值
44.15	53.48	14.81	59.05	262.50	73.30	33.95	115.63
46.67	48.18	15.18	50.84	134.17	167.80	71.39	41.19
26.70	33.23	58.67	62.69	175.22	148.19	34.35	56.66
32.65	34.87	256.41	107.78	82.09	132.32	28.85	26.39
20.05	59.13	67.17	177.19	32.79	35.89	23.16	55.72
61.36	60.34	130.80	127.55	32.14	33.13	23.05	25.01
191.31	103.00	111.12	113.74	19.09	22.85	27.89	59.46
147.76	184.58	61.82	37.99	18.18	23.05	76.77	69.10
109.84	174.06	40.01	66.81	15.52	54.80	87.19	124.36
245.65	101.43	23.33	26.30	17.33	55.67	82.69	133.91
91.29	128.03	24.49	26.54	63.63	65.56	130.06	127.48
54.59	46.96	10.87	44.21	75.83	116.49	61.11	123.51
48.11	50.72	9.74	46.05	272.61	131.45	65.13	64.06
21.12	53.66	13.79	53.76	102.39	159.30	36.22	61.20
30.98	29.50	50.43	60.36	173.44	94.76	21.52	22.47
24.21	51.82	58.28	109.30	51.54	118.02	23.39	27.97
15.69	54.76	161.38	118.32	57.00	18.67	33.81	42.50
22.37	59.48	110.61	180.34	30.75	51.14	68.36	71.03
50.21	51.85	120.80	122.37	16.03	16.78	80.53	116.94
146.62	97.92	75.69	118.51	47.88	38.54	91.21	125.19
197.48	197.26	36.33	60.44	46.89	70.43	134.65	133.70
108.99	181.29	37.38	36.42	169.14	90.23	164.75	132.35
62.24	112.84	22.29	23.23	130.17	181.91	85.18	145.83
111.48	69.64	12.74	37.32	83.85	150.49	45.99	82.18
30.67	75.90	18.15	46.61	124.85	94.24	28.26	31.95
40.10	33.65	30.47	54.45	104.66	100.46	21.12	30.92
18.07	47.24	30.64	78.79	117.35	86.16	33.98	31.82
23.22	24.69	27.13	84.19	142.72	107.71	28.32	63.65

附录 B 丁家坝站水位预测结果

B.1 BP 网络结合相关系数法预报结果

(单位 cm)

实测值	预报值	实测值	预报值	实测值	预报值	实测值	预报值
275.00	276.15	303.00	304.68	312.00	313.34	334.00	324.67
276.00	277.63	298.00	299.04	311.00	309.86	334.00	326.84
272.00	283.59	300.00	291.61	309.00	309.09	335.00	325.99
270.00	277.67	301.00	299.59	305.00	306.23	337.00	325.97
272.00	273.26	303.00	301.14	303.00	302.63	335.00	333.73
274.00	275.09	304.00	302.41	300.00	301.04	333.00	331.50
277.00	277.54	309.00	301.13	295.00	304.08	328.00	328.90
281.00	279.92	317.00	307.68	292.00	292.62	323.00	323.29
284.00	284.52	320.00	318.12	291.00	290.34	320.00	318.87
285.00	286.04	319.00	319.81	292.00	290.35	316.00	317.11
285.00	286.25	317.00	317.12	313.00	279.30	316.00	314.02
283.00	292.52	315.00	314.71	335.00	303.66	315.00	313.91
280.00	287.15	312.00	312.85	340.00	330.84	314.00	313.16
277.00	284.02	308.00	309.65	346.00	337.81	315.00	313.13
275.00	284.43	304.00	305.40	343.00	333.43	314.00	313.74
274.00	283.16	302.00	300.77	339.00	337.27	316.00	306.47
274.00	275.87	301.00	299.74	339.00	327.92	314.00	315.10
276.00	277.30	301.00	299.35	339.00	331.50	313.00	312.42
277.00	278.55	301.00	299.96	347.00	333.13	312.00	311.37
278.00	279.37	301.00	300.38	362.00	299.75	310.00	310.52
280.00	281.14	301.00	300.43	367.00	355.54	309.00	308.22
280.00	289.10	302.00	300.43	373.00	312.01	307.00	307.45
283.00	282.69	300.00	301.93	373.00	329.05	304.00	305.38
281.00	288.85	301.00	299.15	370.00	316.61	298.00	307.96
285.00	283.28	302.00	300.68	375.00	359.65	295.00	295.14
286.00	286.58	303.00	302.01	372.00	319.68	296.00	286.85
284.00	285.14	303.00	303.01	373.00	361.69	296.00	295.60
283.00	282.02	302.00	302.69	374.00	346.48	298.00	286.13
279.00	288.82	300.00	301.36	375.00	353.50	301.00	299.51
278.00	278.99	301.00	293.16	387.00	351.22	303.00	301.86
282.00	274.86	299.00	300.44	391.00	355.40	300.00	309.65

298.00	282.75	295.00	304.05	384.00	355.82	299.00	299.19
305.00	295.63	295.00	293.42	375.00	358.64	299.00	298.17
320.00	303.43	298.00	286.04	364.00	355.94	298.00	298.88
332.00	321.19	298.00	298.57	362.00	348.51	298.00	297.73
342.00	327.18	300.00	298.19	358.00	347.89	301.00	291.83
343.00	333.16	301.00	300.12	350.00	349.14	317.00	301.79
339.00	337.24	303.00	301.32	347.00	345.16	332.00	317.12
336.00	334.69	305.00	303.14	347.00	339.65	337.00	327.58
334.00	324.60	306.00	305.60	347.00	337.16	341.00	333.33
327.00	336.51	308.00	306.20	351.00	340.64	338.00	328.29
321.00	329.58	308.00	308.33	355.00	342.64	332.00	330.87
315.00	322.05	308.00	307.92	357.00	344.78	337.00	323.70
311.00	312.75	306.00	307.60	358.00	345.94	351.00	329.67
308.00	308.47	303.00	304.05	355.00	346.82	345.00	343.02
308.00	306.22	300.00	301.52	350.00	342.81	337.00	337.09
310.00	302.71	299.00	297.67	349.00	306.64	331.00	332.15
312.00	302.41	298.00	298.17	344.00	343.52	325.00	326.82
317.00	309.51	298.00	297.54	342.00	340.57	318.00	325.01
330.00	314.40	300.00	298.06	339.00	338.75	313.00	314.96
335.00	323.37	301.00	300.90	336.00	335.56	310.00	310.12
326.00	337.31	302.00	301.95	334.00	332.93	309.00	307.19
319.00	320.72	308.00	298.77	337.00	329.87	308.00	306.71
318.00	316.96	313.00	305.08	338.00	326.36	306.00	305.91
312.00	321.75	312.00	313.85	337.00	327.05	311.00	303.44
310.00	308.67	308.00	317.86	336.00	326.28	310.00	310.55
308.00	307.44	307.00	306.13	333.00	340.50	310.00	308.56
305.00	304.63	305.00	305.69	332.00	324.01	311.00	309.21
305.00	293.92	304.00	303.92	333.00	325.34	310.00	309.64
310.00	302.53	303.00	302.75	334.00	326.28	312.00	302.31
310.00	308.17	300.00	301.18	335.00	327.08	313.00	311.93
311.00	309.23	298.00	298.70	333.00	331.91	312.00	312.11
312.00	310.06	297.00	296.81	330.00	328.87	313.00	311.42
314.00	304.04	294.00	295.62	327.00	326.33	311.00	311.77
318.00	306.22	301.00	292.09	322.00	323.70	311.00	309.12
320.00	310.78	309.00	296.62	321.00	319.79	313.00	303.56
321.00	319.46	309.00	310.63	321.00	319.40	310.00	311.09
320.00	318.97	309.00	309.78	322.00	312.62	310.00	308.40

319.00	317.52	307.00	308.57	326.00	314.30	309.00	308.21
316.00	316.45	307.00	306.10	329.00	321.35	312.00	300.32
309.00	316.17	314.00	302.72	332.00	322.88	313.00	311.10
305.00	304.67	314.00	315.07	337.00	329.26	321.00	309.61
311.00	296.19	313.00	313.76	347.00	329.67	332.00	318.32
312.00	310.88	313.00	311.84	348.00	340.70	331.00	331.24
310.00	310.46	327.00	305.35	344.00	334.11	328.00	327.81
311.00	301.42	326.00	327.57	338.00	337.28	325.00	324.54
312.00	310.11	323.00	324.23	331.00	332.42	321.00	321.94
314.00	304.40	319.00	319.88	326.00	327.19	316.00	317.92
314.00	312.81	316.00	315.94	320.00	329.27	312.00	312.93
313.00	312.57	316.00	314.26	321.00	314.00	310.00	309.06
314.00	304.79	320.00	311.67	326.00	317.52	309.00	307.42
314.00	312.25	320.00	318.78	333.00	321.81	307.00	306.78
312.00	312.45	317.00	318.78	336.00	326.65	308.00	298.66
310.00	309.88	315.00	314.66	336.00	326.42	303.00	312.44
308.00	307.65	315.00	313.71	335.00	325.56	301.00	299.14

B.2 BP 神经网络结合 Copula 熵法预报结果

(单位 cm)

实测值	预报值	实测值	预报值	实测值	预报值	实测值	预报值
275.00	276.43	303.00	304.85	312.00	310.43	334.00	328.70
276.00	277.24	298.00	299.48	311.00	309.35	334.00	327.24
272.00	278.80	300.00	309.05	309.00	307.74	335.00	326.87
270.00	276.31	301.00	299.88	305.00	304.85	337.00	328.16
272.00	273.10	303.00	302.40	303.00	301.98	335.00	333.03
274.00	273.78	304.00	302.86	300.00	298.21	333.00	331.88
277.00	276.54	309.00	310.17	295.00	296.98	328.00	326.94
281.00	279.66	317.00	315.07	292.00	292.51	323.00	323.93
284.00	282.28	320.00	318.54	291.00	289.37	320.00	318.25
285.00	283.84	319.00	320.72	292.00	290.29	316.00	314.35
285.00	283.40	317.00	316.92	313.00	327.31	316.00	314.18
283.00	283.00	315.00	313.37	335.00	343.65	315.00	313.48
280.00	281.35	312.00	310.42	340.00	339.30	314.00	312.40
277.00	278.93	308.00	307.24	346.00	344.62	315.00	309.87
275.00	276.94	304.00	303.41	343.00	341.61	314.00	312.92
274.00	275.61	302.00	301.11	339.00	339.59	316.00	310.54

274.00	274.98	301.00	299.15	339.00	333.47	314.00	312.18
276.00	275.07	301.00	299.91	339.00	344.16	313.00	311.71
277.00	276.16	301.00	299.65	347.00	339.26	312.00	306.95
278.00	277.24	301.00	299.41	362.00	354.75	310.00	308.71
280.00	278.22	301.00	299.12	367.00	358.80	309.00	307.65
280.00	278.26	302.00	300.12	373.00	367.11	307.00	305.07
283.00	281.77	300.00	298.05	373.00	358.12	304.00	303.08
281.00	279.70	301.00	299.39	370.00	357.33	298.00	299.39
285.00	283.13	302.00	296.08	375.00	357.94	295.00	295.40
286.00	284.63	303.00	301.74	372.00	354.91	296.00	294.04
284.00	289.21	303.00	301.52	373.00	358.96	296.00	294.11
283.00	295.03	302.00	300.60	374.00	354.83	298.00	306.30
279.00	284.01	300.00	298.03	375.00	364.81	301.00	294.54
278.00	279.39	301.00	306.18	387.00	366.78	303.00	301.60
282.00	281.17	299.00	297.01	391.00	363.81	300.00	300.51
298.00	296.01	295.00	296.19	384.00	373.68	299.00	297.34
305.00	303.14	295.00	293.87	375.00	365.44	299.00	293.41
320.00	325.71	298.00	303.90	364.00	362.10	298.00	296.17
332.00	331.00	298.00	296.39	362.00	348.85	298.00	296.01
342.00	347.92	300.00	298.57	358.00	359.99	301.00	293.72
343.00	349.88	301.00	299.89	350.00	348.81	317.00	315.14
339.00	349.57	303.00	301.16	347.00	338.24	332.00	330.44
336.00	341.78	305.00	299.63	347.00	338.82	337.00	335.99
334.00	343.80	306.00	300.92	347.00	345.38	341.00	351.16
327.00	333.10	308.00	301.96	351.00	343.52	338.00	337.13
321.00	327.96	308.00	302.77	355.00	347.26	332.00	333.25
315.00	316.48	308.00	306.29	357.00	349.05	337.00	338.57
311.00	312.24	306.00	304.19	358.00	346.16	351.00	342.55
308.00	309.90	303.00	301.62	355.00	343.54	345.00	346.23
308.00	309.13	300.00	298.29	350.00	342.26	337.00	347.24
310.00	308.48	299.00	297.97	349.00	348.55	331.00	331.59
312.00	310.56	298.00	296.41	344.00	342.71	325.00	323.38
317.00	317.24	298.00	296.38	342.00	343.44	318.00	319.45
330.00	328.12	300.00	292.65	339.00	339.38	313.00	313.82
335.00	336.49	301.00	294.17	336.00	337.33	310.00	308.98
326.00	338.73	302.00	295.71	334.00	333.53	309.00	307.14
319.00	328.30	308.00	309.98	337.00	335.65	308.00	306.74

318.00	316.57	313.00	305.03	338.00	332.44	306.00	306.88
312.00	313.98	312.00	310.34	337.00	335.52	311.00	305.99
310.00	311.57	308.00	308.44	336.00	334.56	310.00	308.80
308.00	308.21	307.00	305.13	333.00	331.60	310.00	311.97
305.00	310.95	305.00	299.34	332.00	330.45	311.00	309.16
305.00	318.73	304.00	302.44	333.00	325.95	310.00	309.17
310.00	308.09	303.00	301.20	334.00	327.36	312.00	310.76
310.00	311.83	300.00	298.14	335.00	329.37	313.00	311.64
311.00	312.71	298.00	296.67	333.00	331.15	312.00	310.60
312.00	312.20	297.00	295.05	330.00	328.93	313.00	311.52
314.00	313.21	294.00	292.63	327.00	325.30	311.00	309.77
318.00	318.57	301.00	292.26	322.00	322.40	311.00	309.80
320.00	318.09	309.00	317.46	321.00	319.71	313.00	311.97
321.00	320.34	309.00	307.61	321.00	315.99	310.00	309.71
320.00	319.81	309.00	307.60	322.00	320.48	310.00	310.03
319.00	318.43	307.00	305.83	326.00	319.29	309.00	307.92
316.00	317.06	307.00	301.07	329.00	321.35	312.00	313.97
309.00	314.48	314.00	314.58	332.00	325.61	313.00	311.04
305.00	310.01	314.00	308.27	337.00	326.95	321.00	322.20
311.00	317.11	313.00	313.26	347.00	345.79	332.00	331.07
312.00	311.33	313.00	311.66	348.00	340.61	331.00	332.36
310.00	317.53	327.00	325.85	344.00	344.19	328.00	333.80
311.00	312.35	326.00	324.15	338.00	337.40	325.00	325.11
312.00	310.76	323.00	331.00	331.00	330.42	321.00	321.64
314.00	312.95	319.00	319.83	326.00	324.29	316.00	317.71
314.00	312.53	316.00	314.60	320.00	319.85	312.00	313.35
313.00	312.37	316.00	310.39	321.00	319.30	310.00	308.96
314.00	312.23	320.00	341.43	326.00	317.71	309.00	307.21
314.00	312.07	320.00	318.51	333.00	334.48	307.00	307.29
312.00	311.81	317.00	316.72	336.00	330.99	308.00	306.28
310.00	309.77	315.00	313.23	336.00	335.00	303.00	304.78
308.00	307.61	315.00	309.01	335.00	333.32	301.00	307.57

B.3 WNN 结合相关系数法预报结果

(单位 cm)

实测值	预报值	实测值	预报值	实测值	预报值	实测值	预报值
275.00	279.47	303.00	304.10	312.00	313.31	334.00	335.68

276.00	280.99	298.00	298.84	311.00	309.69	334.00	335.01
272.00	284.07	300.00	298.15	309.00	309.94	335.00	336.83
270.00	279.73	301.00	300.32	305.00	306.73	337.00	338.21
272.00	276.88	303.00	302.31	303.00	301.42	335.00	341.68
274.00	279.54	304.00	303.33	300.00	301.71	333.00	333.61
277.00	278.86	309.00	294.82	295.00	296.02	328.00	334.81
281.00	279.09	317.00	305.17	292.00	292.31	323.00	327.87
284.00	285.32	320.00	320.14	291.00	291.48	320.00	326.29
285.00	286.89	319.00	319.75	292.00	290.01	316.00	321.52
285.00	286.73	317.00	316.28	313.00	293.83	316.00	314.71
283.00	284.32	315.00	315.99	335.00	318.27	315.00	316.77
280.00	281.44	312.00	313.50	340.00	331.33	314.00	313.29
277.00	281.66	308.00	309.15	346.00	334.20	315.00	313.86
275.00	280.11	304.00	305.15	343.00	350.79	314.00	315.08
274.00	278.89	302.00	301.90	339.00	337.89	316.00	314.10
274.00	278.56	301.00	300.03	339.00	344.14	314.00	318.39
276.00	277.14	301.00	299.75	339.00	353.41	313.00	311.34
277.00	281.46	301.00	299.18	347.00	335.75	312.00	313.46
278.00	279.75	301.00	299.43	362.00	346.15	310.00	311.23
280.00	281.66	301.00	299.27	367.00	352.24	309.00	308.56
280.00	281.35	302.00	300.27	373.00	345.62	307.00	308.78
283.00	282.37	300.00	301.01	373.00	358.63	304.00	305.76
281.00	285.99	301.00	299.24	370.00	349.67	298.00	299.81
285.00	280.62	302.00	300.78	375.00	352.22	295.00	295.32
286.00	286.56	303.00	301.61	372.00	357.78	296.00	295.61
284.00	282.44	303.00	301.84	373.00	344.69	296.00	295.32
283.00	284.43	302.00	301.25	374.00	357.05	298.00	296.04
279.00	283.04	300.00	300.47	375.00	363.93	301.00	299.95
278.00	282.21	301.00	296.14	387.00	380.10	303.00	301.67
282.00	280.55	299.00	300.19	391.00	376.63	300.00	301.56
298.00	285.30	295.00	296.42	384.00	356.18	299.00	297.92
305.00	310.07	295.00	290.78	375.00	347.96	299.00	299.29
320.00	299.24	298.00	296.59	364.00	364.51	298.00	298.78
332.00	326.85	298.00	298.57	362.00	355.00	298.00	296.30
342.00	326.61	300.00	298.11	358.00	359.18	301.00	299.40
343.00	337.49	301.00	299.92	350.00	341.17	317.00	307.70
339.00	337.83	303.00	301.92	347.00	339.17	332.00	322.82

336.00	334.67	305.00	303.58	347.00	345.18	337.00	331.43
334.00	338.36	306.00	304.58	347.00	337.93	341.00	326.11
327.00	331.91	308.00	306.96	351.00	335.37	338.00	346.40
321.00	320.29	308.00	308.26	355.00	340.91	332.00	333.52
315.00	316.51	308.00	307.32	357.00	343.71	337.00	342.13
311.00	310.74	306.00	307.65	358.00	343.70	351.00	355.31
308.00	307.35	303.00	304.62	355.00	343.26	345.00	354.21
308.00	306.76	300.00	301.53	350.00	337.67	337.00	335.33
310.00	308.34	299.00	299.73	349.00	347.02	331.00	342.97
312.00	310.15	298.00	299.29	344.00	342.49	325.00	338.12
317.00	306.99	298.00	296.73	342.00	330.78	318.00	325.36
330.00	310.53	300.00	298.69	339.00	333.84	313.00	314.63
335.00	329.49	301.00	300.64	336.00	328.77	310.00	311.71
326.00	331.20	302.00	300.59	334.00	327.96	309.00	307.20
319.00	317.92	308.00	306.13	337.00	325.63	308.00	306.38
318.00	319.93	313.00	308.01	338.00	336.48	306.00	305.34
312.00	318.85	312.00	313.66	337.00	332.46	311.00	302.24
310.00	308.92	308.00	309.03	336.00	330.76	310.00	311.36
308.00	307.15	307.00	306.88	333.00	331.85	310.00	308.97
305.00	303.87	305.00	310.75	332.00	326.31	311.00	309.95
305.00	295.50	304.00	304.87	333.00	331.10	310.00	309.54
310.00	304.27	303.00	303.62	334.00	332.69	312.00	307.53
310.00	308.19	300.00	301.77	335.00	333.29	313.00	311.72
311.00	312.25	298.00	297.47	333.00	333.34	312.00	311.44
312.00	310.28	297.00	297.51	330.00	328.48	313.00	311.55
314.00	312.18	294.00	295.87	327.00	327.71	311.00	312.91
318.00	307.68	301.00	291.18	322.00	323.33	311.00	309.53
320.00	318.71	309.00	307.57	321.00	319.22	313.00	307.89
321.00	319.77	309.00	310.59	321.00	321.93	310.00	311.71
320.00	319.08	309.00	307.53	322.00	320.11	310.00	304.20
319.00	317.95	307.00	308.27	326.00	319.24	309.00	308.83
316.00	316.62	307.00	306.18	329.00	327.52	312.00	301.40
309.00	310.98	314.00	312.67	332.00	327.94	313.00	312.02
305.00	303.58	314.00	319.66	337.00	331.85	321.00	302.51
311.00	302.55	313.00	311.51	347.00	339.57	332.00	315.13
312.00	313.54	313.00	311.02	348.00	355.78	331.00	332.43
310.00	314.68	327.00	314.20	344.00	342.76	328.00	327.06

311.00	309.98	326.00	339.10	338.00	336.69	325.00	324.60
312.00	310.40	323.00	323.65	331.00	335.90	321.00	322.86
314.00	312.66	319.00	319.62	326.00	330.26	316.00	317.77
314.00	313.06	316.00	317.35	320.00	326.85	312.00	312.38
313.00	311.90	316.00	315.97	321.00	316.42	310.00	309.57
314.00	309.56	320.00	304.20	326.00	324.91	309.00	307.27
314.00	312.42	320.00	321.15	333.00	320.15	307.00	306.24
312.00	312.01	317.00	318.01	336.00	334.10	308.00	303.92
310.00	309.33	315.00	314.47	336.00	334.94	303.00	304.43
308.00	307.59	315.00	315.42	335.00	334.25	301.00	296.65

B.4 WNN 结合 Copula 熵法预报结果

(单位 cm)

实测值	预报值	实测值	预报值	实测值	预报值	实测值	预报值
275.00	275.58	303.00	304.52	312.00	312.67	334.00	333.22
276.00	277.08	298.00	296.89	311.00	309.55	334.00	333.24
272.00	280.28	300.00	293.15	309.00	309.14	335.00	333.22
270.00	271.64	301.00	302.17	305.00	306.61	337.00	335.30
272.00	273.75	303.00	301.76	303.00	301.61	335.00	334.35
274.00	275.73	304.00	305.75	300.00	300.43	333.00	333.82
277.00	278.36	309.00	300.11	295.00	296.95	328.00	328.72
281.00	281.66	317.00	311.30	292.00	293.11	323.00	323.07
284.00	285.38	320.00	321.26	291.00	289.57	320.00	319.00
285.00	286.67	319.00	320.30	292.00	292.47	316.00	316.52
285.00	286.69	317.00	317.54	313.00	299.61	316.00	314.95
283.00	284.03	315.00	314.93	335.00	324.32	315.00	314.49
280.00	281.66	312.00	310.94	340.00	338.42	314.00	312.50
277.00	278.90	308.00	308.54	346.00	344.19	315.00	314.08
275.00	276.18	304.00	302.03	343.00	348.66	314.00	312.09
274.00	275.21	302.00	300.23	339.00	340.36	316.00	314.67
274.00	275.82	301.00	301.82	339.00	332.77	314.00	313.67
276.00	277.98	301.00	300.72	339.00	337.22	313.00	313.10
277.00	282.33	301.00	299.83	347.00	337.84	312.00	310.56
278.00	279.52	301.00	300.48	362.00	349.91	310.00	308.16
280.00	281.02	301.00	299.54	367.00	361.89	309.00	308.75
280.00	281.33	302.00	302.14	373.00	371.25	307.00	306.19
283.00	284.77	300.00	299.62	373.00	374.04	304.00	304.23

281.00	282.33	301.00	299.70	370.00	368.32	298.00	299.72
285.00	286.84	302.00	300.30	375.00	362.97	295.00	294.79
286.00	287.32	303.00	301.83	372.00	373.01	296.00	295.61
284.00	285.84	303.00	302.75	373.00	367.81	296.00	295.39
283.00	281.98	302.00	302.14	374.00	372.46	298.00	296.09
279.00	280.12	300.00	299.62	375.00	373.96	301.00	299.72
278.00	284.09	301.00	299.70	387.00	369.77	303.00	304.62
282.00	274.46	299.00	300.36	391.00	375.23	300.00	301.17
298.00	290.09	295.00	296.63	384.00	382.26	299.00	298.60
305.00	305.78	295.00	293.69	375.00	376.73	299.00	297.39
320.00	301.52	298.00	296.49	364.00	364.36	298.00	298.59
332.00	331.50	298.00	299.53	362.00	361.47	298.00	296.09
342.00	334.38	300.00	298.30	358.00	358.10	301.00	299.20
343.00	344.69	301.00	301.53	350.00	351.19	317.00	295.70
339.00	344.48	303.00	301.31	347.00	347.18	332.00	331.40
336.00	335.71	305.00	303.83	347.00	345.05	337.00	344.72
334.00	333.14	306.00	304.75	347.00	345.44	341.00	333.81
327.00	328.75	308.00	306.68	351.00	349.73	338.00	343.80
321.00	321.82	308.00	307.61	355.00	353.89	332.00	333.11
315.00	315.02	308.00	307.01	357.00	356.22	337.00	323.50
311.00	312.52	306.00	307.01	358.00	358.08	351.00	338.32
308.00	306.92	303.00	302.95	355.00	355.12	345.00	357.50
308.00	306.94	300.00	300.10	350.00	349.65	337.00	344.13
310.00	309.51	299.00	298.28	349.00	347.65	331.00	329.50
312.00	310.51	298.00	298.98	344.00	343.50	325.00	325.82
317.00	315.21	298.00	297.61	342.00	341.24	318.00	318.95
330.00	316.93	300.00	298.33	339.00	340.21	313.00	312.85
335.00	336.06	301.00	301.43	336.00	336.38	310.00	309.35
326.00	333.95	302.00	300.83	334.00	334.28	309.00	307.91
319.00	319.40	308.00	302.32	337.00	335.27	308.00	306.49
318.00	316.87	313.00	311.89	338.00	337.25	306.00	304.08
312.00	312.55	312.00	313.49	337.00	336.34	311.00	309.66
310.00	310.02	308.00	309.31	336.00	337.33	310.00	308.23
308.00	306.95	307.00	305.24	333.00	331.78	310.00	310.22
305.00	305.07	305.00	304.48	332.00	331.66	311.00	309.08
305.00	303.51	304.00	302.54	333.00	331.70	310.00	309.65
310.00	308.78	303.00	304.68	334.00	332.75	312.00	310.08

310.00	308.23	300.00	301.03	335.00	333.34	313.00	312.66
311.00	310.24	298.00	296.69	333.00	333.37	312.00	310.09
312.00	311.68	297.00	298.99	330.00	329.32	313.00	311.67
314.00	312.10	294.00	293.15	327.00	327.25	311.00	310.67
318.00	312.65	301.00	295.47	322.00	322.69	311.00	309.10
320.00	320.92	309.00	303.63	321.00	320.07	313.00	311.68
321.00	319.76	309.00	310.90	321.00	320.56	310.00	310.82
320.00	319.70	309.00	308.44	322.00	320.55	310.00	309.10
319.00	317.14	307.00	307.41	326.00	324.09	309.00	307.10
316.00	317.24	307.00	305.95	329.00	327.79	312.00	310.68
309.00	310.04	314.00	304.68	332.00	330.83	313.00	312.39
305.00	303.37	314.00	315.17	337.00	335.30	321.00	311.23
311.00	299.05	313.00	312.78	347.00	337.93	332.00	324.77
312.00	318.32	313.00	311.14	348.00	349.88	331.00	336.66
310.00	310.83	327.00	308.29	344.00	345.26	328.00	328.71
311.00	310.98	326.00	333.86	338.00	339.98	325.00	324.74
312.00	310.94	323.00	324.89	331.00	331.75	321.00	322.68
314.00	313.63	319.00	320.59	326.00	325.60	316.00	314.98
314.00	314.08	316.00	316.83	320.00	321.07	312.00	312.94
313.00	311.50	316.00	314.77	321.00	319.49	310.00	309.38
314.00	312.64	320.00	318.49	326.00	324.10	309.00	307.91
314.00	312.65	320.00	319.80	333.00	331.37	307.00	306.07
312.00	311.65	317.00	317.65	336.00	335.48	308.00	307.08
310.00	308.08	315.00	313.51	336.00	337.98	303.00	301.09
308.00	308.65	315.00	313.09	335.00	333.84	301.00	301.67

个人简历、在读期间发表的学术论文与研究成果

个人简历:

汪胤, 男, 1993 年 06 月生。

2015 年 6 月毕业于青岛理工大学 测控技术与仪器专业 获学士学位。

2015 年 9 月进入同济大学电子与信息工程学院 攻读硕士学位。

已发表的论文:

[1] Wang Y, Yue J G, Liu S G, et al. Copula Entropy coupled with Wavelet Neural Network Model for Hydrological Prediction[C]//IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. IOP Publishing, 2018, 113(1): 012160.

软件著作:

[1] 村镇区域防洪预警信息系统 V1.0

参与的项目:

[1] 教育部 “村镇区域防洪关键技术研究”