

**TONGJI UNIVERSITY**

博士研究生学位论文选题报告及工作计划

**课题名称 基于黑箱模型的降雨径流预测**

**学 号 1310496**

**研 究 生 侯培鑫**

**专 业 控制科学与工程**

**所在院、系 电子与信息工程学院控制系**

**导 师 岳继光**

**选题时间 2015.11.27**

**同济大学研究生院**

**2015年 11 月 27 日**

1．研究问题

|  |
| --- |
| 1）在预研究的基础上提出具有创新性的科学问题  现代科学形成于15世纪和18世纪，其中新发现一般基于物理实验和数学工具的应用，例如牛顿、欧拉、开普勒等人的研究，而在此之前科学研究仅仅包含收集观测数据，或记录自然现象。现代科学研究主要包含收集物理系统的观测以及对系统的特性进行归纳两个阶段，前者代表了特定的系统知识，后者则是对能够产生这种观测的知识的一种泛化，即提供了描述观测数据的更简约的方式[1]。  降雨-径流预测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。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，一般观测河流中的水位或流量。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。  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，因此经过一个多世纪的研究以后，仍然是一个非常具有挑战性的问题[2]。  径流的预测通常有两种类型：一类是时间序列预测，另一类是根据影响径流大小的因素进行预测[3]。由于前者需使用滑窗法构造训练数据，因此从算法上可以看作同样的问题。综合国内外研究文献，降雨-径流预测中存在着以下几大难点：   * 1. 从机器学习、系统辨识等领域引进的众多黑箱模型极大地提高了水文预测的应用价值，然而黑箱模型具有物理意义不明确、模型结构不易确定等问题；   2. 降雨-径流关系具有非线性、不确定性等特点，很难得到精确的预测，且多步预测还可能面临更复杂的映射关系以及误差积累等问题。因此如何改进现有模型，使之得到更精确的预测仍然是当前国内外研究的重大问题；   3. 降雨、径流数据大都基于点测量，数据有限，且不可避免地面临误差干扰等情况，需要进行输入预处理。因此必须尽可能地充分利用现有数据，且要求得到的输出适于决策。   针对以上问题，本课题的创新点主要有如下三个：研究如何在确定模型结构的同时尽可能多地反映先验信息，以提高模型泛化能力；拟通过改进现有模型结构、模型组合等手段解决预测精度和误差积累等问题；在模型处理过程中，尽可能地利用现有数据，得到更有意义的输出，如进行概率预测，并通过区间分析、模糊集等考虑输入值不确定性。  2）课题来源、选题依据和背景情况  洪水灾害是世界上最严重的自然灾害之一，洪水往往分布在人口稠密、农业垦殖度高、江河湖泊集中、降雨充沛的地方，如北半球暖温带、亚热带。中国、孟加拉国是世界上洪水灾害发生最频繁的地区，美国、日本、印度和欧洲的洪水灾害也较严重。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]。  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-径流预测作为洪水预测的重要组成部分，是迫切需要发展的问题。这也正是导师参与的十二五国家科技支撑计划《村镇区域防洪关键技术研究》的一项重要研究内容。  3）课题的研究目标以及理论意义和实际应用价值   1. 研究目标及理论意义   本课题拟利用降雨、径流数据，得到降雨-径流预测模型。具体的研究目标包括：提出具有高预测精度和能够有效解决误差积累等问题的模型；通过区间分析、模糊集等考虑输入值不确定性，研究出能够充分处理输入不确定性的模型，期望能够获得良好的预测精度，同时将预测输出值扩展为区间值、概率预测等，使其更适用于决策。理论意义有：预测精度更高、速度更快的模型，对于研究洪水发生机理、认识自然现象具有重要意义；能够很好地仿真降雨-径流的模型，可以通过与现有的基于水文学理论的模型输出进行对比，以否定或验证理论假设[2]。   1. 实际应用价值   各地区都很重视防洪工程的建设，不断提高防洪标准，但大型防洪工程投资大、占地多、移民问题突出，因此不能只靠工程措施来解决防洪问题[6]。在此背景下，课题的实际应用价值包括：准确迅速的预报结果可以为防汛决策提供科学依据，并且在航运、水库调度、提高水资源规划管理的质量和有效性等方面具有重要作用，例如需要河流信息的领域包括水资源评估、洪水保护、缓解旱情、污染物评估、生态学研究、气候变化影响评估等[2]。 |

2．文献综述（不得少于3000字）

|  |
| --- |
| 1）国内外在该研究方向的研究现状及发展动态  洪水、降雨等现象一般代表受大量因素控制的复杂系统，表现出非线性和高度的不确定性。洪水形成过程的建模一般十分复杂；尽管降雨、水位等均有测量数据，但是一些重要的变量例如蒸发仍无法显式测量，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，本课题仅考虑降雨-径流过程，其模型一般需要满足一些现实需求：首先，模型预测值和真实值要有很强的相关性，其次模型对于不同的流域以及预测时期要有很强的适应性、能够整合不同的输入、易训练、快速预测等[7]。在水文建模领域，根据对重要的物理过程的表示方法进行分类，常用的建模方法有经验模型（即黑箱模型）、物理模型和概念模型。黑箱模型一般用显示的代数方程表示输入输出关系，没有物理基础；物理模型一般基于物理定律（例如质量、动量、能量三大守恒定律），参数可以直接测量或计算；概念模型介于物理模型和经验模型之间，对相应的物理过程进行简化表示。    Figure 1 PDM概念模型  本课题选择黑箱模型，以下对时间序列预测、机器学习黑箱模型的建模框架、常用模型以及混合模型加以综述。  径流的预测通常有两种类型：一类是时间序列预测，另一类是根据影响径流大小的因素进行预测[3]。由于前者需使用滑窗法构造训练数据，因此从算法上来说二者是同样的问题。另外，国内文献在神经网络、遗传算法、SVM等方面也有较多研究[8]–[19]  时间序列预测的目标是寻找一个函数使得在未来某一点的预测值是无偏、一致、有效的[20]。若一个估计器能够达到Cramér-Rao边界（无偏估计器的方差的下界），则称其为有效的。 由于预测值要映射为历史观测值的函数，因此时间序列分析需要映射复杂的输入输出关系。由于非线性模型结构的辨识有很多困难，因此真正非线性水文模型是很少的[21]–[23]，大多都假设线性或分段线性[24], [25]。 如果以预测为目的，那么仅仅揭示非线性是不行的，还需要用非线性模型来描述水文过程[26]，如进行随机、动态建模[27]。另外，对于时间序列预测算法来说，只有在正确地嵌入维数时才会有最优性能，因此不论噪声存在与否，都需要谨慎选择滑窗大小，在实际应用中，对于嵌入维数的启发式方法可以指导网络结构的选择，但对于现实数据来说，并不能保证指导的正确性[28]。对于时间序列多步预测，一般方法有多阶段预测、独立预测和参数预测等方法。多阶段预测即先逐步预测，然后用当前预测值决定下一个时间步长的预测值，在预测步长大的时候会有误差累积问题；独立预测即对每一步分别建立预测模型，误差累积问题会更小，但由于随着预测步长的增加，真实映射会更复杂，因此很难学习到真实模型，且不会像多阶段预测那样平滑掉噪声的影响；参数预测即对时间序列拟合一个参数函数，并用回归模型预测其参数，通过独立预测减少了误差累积问题，但选择合适的参数函数很困难[29]。通常的时间序列预测方法如AR，以及多元线性回归(MLR)都是线性的，还需要假设数据集的平稳性；而基于数据的机器学习方法能够处理动态性以及数据集中的噪声，因此适合水文建模，并且学习到的模型可以组合，即一个模型的预测可以作为下一个模型的输入，这样达到流域可以切割成更小的区域，局部模型可以组合成一个完整的模型的目的[7]。基于机器学习的方法也有缺点，如在不同频率尺度的响应变化较大，就需要有数据预处理和后处理，以处理非平稳数据，例如在文献[30]使用了小波方法。    Figure 2 混合小波-AI原理图  机器学习算法需要遵循一些指导原则。学习算法一般由三部分组成：假设空间用于表示能够学习到的模型、评估函数用于评估模型的好坏、优化方法用于搜索模型参数[31]。根据从已知分布产生的输入输出数据估计出函数f，使得期望误差风险最小化，但由于分布未知，因此只能根据已有信息，即训练样本和假设空间的性质，估计出和最优解最近的函数。如果只考虑训练样本，不考虑假设空间的性质，即使用经验风险最小化，在某种条件下是可以收敛到期望风险的，然而对于小样本来说很容易发生过拟合，因此必须使用正则化项以限制假设空间的复杂度；其中一种方法是使用VC维理论和结构风险最小化原则[32]。总而言之，学习的目标是在训练样本以外要具有泛化能力，由于无法表示测试误差，只能由训练误差替代测试误差，因此没有必要在优化的时候将其最小化[31]。即学习理论的核心问题是函数的泛化能力，学习方法和从观测数据拟合多元函数相似，关键区别是学习理论的拟合得到的能够具有预测性的拟合在原则上是能够揭示物理规律的。可以将学习算法的泛化误差分解为样本误差和逼近误差项，分别对应概率论和逼近论，基于经验风险最小化的算法是在空间H中寻找函数，此问题一般是不适定的，而使用Tikhonov正则化，就是在空间上进行最小化，这样就能够保证解的平滑性和唯一性[33]，也可以用bias和variance解释泛化误差。bias用于测度在所有可能的数据集上得到的输出的均值与期望的函数差别，variance用于测度在不同数据集得到的网络输出的差别。在刚开始训练时，bias较大，而variance较小，因为此时数据集还没起作用，继续训练会导致bias减小，因为此时已经充分学习到了目标函数；当训练足够久以后，网络就会学习到此数据集中的噪声成分，称为过拟合，由于不同数据集的噪声不同，因此此时variance较大[34]。为了应对过拟合问题，除了交叉验证之外，还可以对评估函数加正则化项以惩罚复杂的模型结构；另一种方法是在加入新的模型结构前做统计学检验如卡方检验，以检验在更新模型结构前后，结果的分布是否具有明显的不同；这些方法在数据稀少时尤其重要[31]。对于简单问题，可以很容易控制统计复杂度（如使用线性算法）和算法复杂度（特征空间维数一般较小），而对于复杂的现实问题，特征空间可能很大，如一个16x16的图像，映射到一个5阶多项式需要多维，显然无法控制其算法复杂度，此时对于某一个特定的特征空间F以及对应的映射一个计算特征空间的标量积的有效技巧：核，即在特征空间的内积可以通过在原空间的核函数计算，因此可以在不知道映射时计算特征空间的内积[32]。另外，学习算法必须具有除了数据以外的知识或假设。Wolpert在”no free lunch”定理中说，在要学习的所有函数中，“随机猜测”是最优的。对于现实中的函数，由于一般的假设如函数的平滑性、相似输入具有相似输出、有限依赖性、有限复杂度等是成立的，因此学习才会适用。  机器学习算法已经成功应用于图像识别、故障预测、水文预测、自然语言识别等领域。其中SVM，基于Bayes的预测算法如置信框架、RVM，神经网络等应用很广泛。  支持向量机(SVM)由Vapnik等人创立于1995年，已经应用于模式识别、目标分类、时间序列预测、回归分析等领域。SVM实际上是通过最小化经验风险与正则化项的和，以达到减小过拟合和泛化误差的效果，即其中，正则化项由权值的范数和正则化常数构成，的范数用于保证平滑性，从而限制假设空间。求解最优权值和偏置项是一个凸优化问题，通常将其转化为对偶问题，并且能够得到稀疏解。将输入数据通过核映射到新的特征空间就可以将SVM非线性化[35]。将SVM应用于回归分析则称为支持向量回归(SVR)[36]–[41]，即将观测数据用于轮番训练SVM，由此估计出来一个函数的一种方法。 常用的SVR是将SVM的损失函数替换为不敏感度函数(由Vapnik定义)或二次损失函数(LV-SVM)：  Equation 1支持向量机回归(SVR)    Figure 3 线性SVM软阈值损失函数设置  传统的基于模型的方法对非线性过程建模效果一般不如SVR，因为SVR是基于数据的；基于ANN的方法如多层感知器由于无法保证得到优化问题全局最优解，而SVR能够保证，因此性能一般更好[20]。SVR是由数据驱动的预测，即严格来说SVR是没有模型的，这和传统的预测方法有很大不同。 SVR亦可用于非线性动态系统的建模，例如用SVR将特征空间的数据映射回输入空间[42]，实验证明此方法和卡尔曼滤波方法性能相当[43]。  置信框架[44]–[48]由求取参数的后验、最大化置信构成，关键在于海塞矩阵的求取[49]，可以应用于SVR[50]、SVC [51]。通常对于超参数的选取，可以使用最大后验MAP和置信框架，其中MAP最大化的是后验密度，没有考虑后验体积，而置信框架试图最大化后验质量，因此能够产生更小的预测误差[52]。    Figure 4 Evidence框架  相关向量机(RVM)是一种基于核的稀疏学习方法，通过权值的先验进行平滑性的假设，使用基于贝叶斯的置信框架进行学习，并在学习过程中由超参数的选择实现权值的稀疏化[53]，与SVM相比，RVM具有稀疏性和预测的概率性两个重要特点[54]。针对RVM中核的参数自适应调节，[55]提出了RVM训练过程的对核参数阶段性调整的方法。  Equation 2 相关向量机模型训练和预测方程  神经网络[56]–[65]容易计算和理解，一般以最小化均方误差为目标，但同时也必须考虑泛化能力，因为如果用不同的样本进行训练，那么每一个样本得到的网络的极小值和真实值以及其他样本得到的结果不一样，而泛化技巧就是用来矫正由于数据集的选择引起的误差。在神经网络中需要使用early stopping、正则化等技巧以最大化网络的泛化能力。若不进行模型选择，那么即使得到了训练误差的最小化也是没有意义的，因为过训练（即过拟合）表明不精确的最小化算法可能优于精确的算法。代价函数的曲面一般是非二次、非凸、高维，且具有多重极小或平坦区域，一般没有办法能够保证得到最优解。因此在训练的时候应该注意选取随机学习或簇学习、将训练样本打乱、输入规范化、激活函数的选取、输出值调整、权值初始化、学习率的选择等技巧[34]。  基于模糊逻辑的建模对于分析数据以及建立流量过程模型很有效，特别是在传统模型很复杂、不易理解，或有不精确的信息需要进入建模过程的时候，可以得到容易操作且符合人类思维方式的模型，其建模步骤包括：指定输入输出；将输入划分成合适的模糊集；指定模糊的总数、形状以及位置；确定使得模糊集的组合能够覆盖输入空间规则。划分输入空间可以用聚类算法或启发式算法，而模型优化一般可以看作最小二乘问题[7]。    Figure 5 模糊自动生成系统原理图  贝叶斯预测[66] [67]应用也很广泛，如线性动态系统的贝叶斯预测[30] [31]，RVM等。  在ANN等黑箱模型中因为仅根据已有数据而非显式地利用其内在的物理过程，很可能建立无意义的模型，因此建模方法尤为重要。建模过程一般包括输入选择、模型结构选择等，且一般采用迭代方法。若存在冗余输入，则参数数目和训练样本数目的比值增大，且没有提供额外信息，因此易导致过拟合，并且冗余模型输入引进了权值空间误差曲面的局部极小，增大了优化的难度，还可能使得得到的输入输出关系不唯一，更难从已训练的模型中提取物理意义[70][71]。有先验知识时，可以使用动态方程建模，实现系统宏观性质和微观性质的结合，若无先验知识，则使用非参模型，因为非参模型不对系统做出线性性或动态方程形式的假设[72]。  而混合模型能够利用黑箱模型的优势，如以统计形式有效地描述观测数据的能力以及在观测数据中的先验信息等。如小波变换能够提供对一个过程时间尺度局部化的能力，因此可以对学习算法在处理非平稳信号时进行补充[30]。不同于以往文献中基于小波的方法，[73]显示地考虑了时间序列的统计性质，从而只在必要的时候（方差有明显变化）对数据进行基于小波的预处理。对于一个三层神经网络，若将小波函数作为隐含层的激活函数，则得到一个小波神经网络，并可以用模糊规则改变网络结构，得到模糊小波神经网络，用于时间序列预测[74]。模糊最小最大聚类算法[75], [76]可以自动确定节点数目，用来确定每一个RBF的中心和方差，若将其与RBF神经网络结合，通过最小化误差平方和，使用多元线性回归算法用来优化权值，相比BP神经网络训练速度更快[77]。  如果使用遗传算法（GA）[78]–[82]来优化ANN的初始参数，则得到ANN与GA混合模型，可以同时利用ANN的局部优化能力和GA的全局优化能力，如[83]将其应用于长江流域的洪水预测。R.E. Moore在60年代解决了区间的拓扑性质和结构问题。模糊集和区间分析可以通过拓扑理论联系起来[84]–[86]，在实线上的区间和拥有通常集合操作的集合是对偶的，在区间引进概率分布或可能性分布即可将区间代数和代数通过模糊数或概率密度函数联系起来[87]；区间分析可以和模糊算法结合，如[88]将模糊问题变成集合逆问题，然后用区间分析技巧计算模糊集。区间分析亦可与神经网络模型结合，即将神经元的激活函数换成区间值的函数，得到区间神经网络[89]；将神经网络的训练技巧应用于模糊推断系统就得到自适应神经网络模糊推断系统(ANFIS)，另外对于模型性能的评估，除了平均预测误差，还可以评估预测误差的分布，其他的性能评估指标如平均绝对误差AARE以及阈值统计量TS能够同时反映预测误差的分布，可以将其应用于对ANFIS的预测的评估[26]。    Figure 6 ANFIS原理示意图  对于洪水的预测，HMM,ANN,NLP等的预测精度是基于对流量的预测值和真实值的误差进行衡量，而非基于洪水事件的预测，基于事件的时间序列挖掘方法可以做到这一点。借助混沌系统理论，使用非线性预测表明低维确定性成分的存在性[90]，通过延时嵌入来预测未来事件的重现[91]，即使用相空间重建和数据挖掘揭示蕴含在非线性、非平稳时间序列中能够预测未来事件重现的隐含模式，包括相空间重建、确定事件特征函数、确定目标函数及优化方法等步骤[92]，使用遗传算法，通过最大化目标函数值和最小化聚类半径这两个目标函数来寻找最优聚类。即最大化  Equation 3每个cluster事件性的度量指标    Figure 7 基于事件性的预测示意图  综上所述，机器学习黑箱模型算法在解决预测精度问题以及输入不确定性问题（如小波预处理、模糊聚类预处理等）方面快速发展，且成功地应用与洪水预测领域（如[3], [7], [70], [71], [77]）。在针对先验信息的‘稀疏性’方面，近年来新出现的’SLOPE’算法[93]将原Lasso中的正则化项变为权值元素的次序统计量的加权和，[94]将其发展为’GROUP SLOPE’以考虑预测变量之间的组结构，将来在先验信息的利用上面还有很大的发展空间。  2）研究问题在本学科的地位、前沿性特征与价值  本课题拟研究如何更有效地将先验信息嵌入到模型、如何改进模型结构以提高模型预测精度、如何将在模型中考虑输入不确定性等问题，它们是非线性系统建模中非常重要的问题。对非线性系统的建模也可以看作系统辨识问题，本课题可看作是研究机器学习算法在系统辨识的应用。系统辨识与机器学习算法的联系如下：  系统辨识通过观测到的输入输出数据建立动态系统的数学模型。对于时不变的线性动态系统，输出可以通过输入与系统冲激响应的卷积得到，因此，系统辨识可以看作从观测数据求解冲激响应的问题。 模型结构取决于辨识的目的以及先验知识[95][96]。在模型结构固定的情况下，通常用参数预测误差方法（PEMS）[97]进行辨识，其统计性质已被大量研究，并且大样本情况下参数化方法在某种意义上是最优的[98], [99]，对输入的灵敏度分析可以用于确定系统参数[100]。在经典的频率学意义上，模型结构的选择可以看作一种bias和variance的折衷问题，通过AIC,交叉验证等模型复杂度的的选择实现，但最近[101]–[103]等指出，这种方法在实验数据的测试效果并不好。  系统辨识中的模型选择问题可以借鉴机器学习领域的方法。如果不将假设空限定为有限维，就可以将其看作无穷维空间的函数估计问题，对于线性系统辨识，其元素可以看作所有可能的冲激响应，且不适定性问题可以通过正则化方法解决，其中正则化也可以通过贝叶斯方法解释。在某些情况下，冲激响应可以建模为一个零均值高斯过程。在高斯过程中，协方差函数作为一种相似性度量，可以表示先验信息，在机器学习领域亦称为核。在机器学习领域，一般假定测量输出数据直接通过未知函数和输入得到，而非输入与未知函数的卷积，因此不能直接将其技巧应用于控制领域的系统辨识；再者，在估计过程中需要考虑冲激响应的稳定性，因此借鉴核方法的时候还将冲激响应的指数稳定性包含到先验信息即核中[101], [104]。同时在辨识中，经典的PEM方法对应于核中的超参数方法，研究表明核方法鲁棒性更强[43]。  因此本课题的方法可以借鉴到系统辨识问题中。  3）研究领域里尚未解决的问题及其原因或瓶颈  多步预测精度不理想，因为可能面临更复杂的映射关系以及误差积累等问题；在只有少量数据的情况下，必须依靠先验信息才能得到精确的预测模型，在Bayes预测中，模型先验一般表现为设定权值的初始分布，而对于最小化损失函数的模型如SVM、各种基于核的方法等，则表现为权值的范数，且可能产生稀疏权值，从而简化模型表示。然而由于缺少更多的先验，学习到的模型预测精度仍有提升空间；另外，输入不确定性是制约模型性能的重要因素，而目前这方面的研究尚不够深入。  4）研究问题的创新性  本课题的创新点主要有如下三个   1. 研究如何在确定模型结构的同时尽可能多地反映先验信息，以提高模型泛化能力 2. 拟通过改进现有模型结构、模型组合等手段解决预测精度和误差积累等问题 3. 在模型处理过程中，尽可能地利用现有数据，得到更有意义的输出，如进行概率预测，并通过区间分析、模糊集等考虑输入值不确定性。 |

附：参考文献

|  |  |
| --- | --- |
| 序号 | 文献目录（作者、题目、刊物名、出版时间、页次） |
| [1] | V. Babovic, “Data mining in hydrology,” Hydrol. Process., vol. 19, no. 7, pp. 1511–1515, 2005. |
| [2] | N. J. De Vos, Computational Intelligence in Rainfall-Runoff Modeling. TU Delft, Delft University of Technology, 2009. |
| [3] | 汪丽娜;李粤安;陈晓宏;, “基于支持向量机的降雨—径流预测研究,” 水文, no. 01, pp. 13–16, 2009. |
| [4] | 中华人民共和国公安部, “洪水灾害的危害性.” . |
| [5] | 张海亮, “洪水智能预报方法与系统研究,” 西北农林科技大学, 2006. |
| [6] | 郑毅, “北运河流域洪水预报与调度系统研究及应用,” 清华大学, 2009. |
| [7] | M. Stüber, P. Gemmar, and M. Greving, “Machine supported development of fuzzy-flood forecast systems,” in European Conference on Advances in Flood Research, 2000, vol. 2, pp. 504–515. |
| [8] | 师彪, 李郁侠, 于新花, 闫旺, and 李鹏, “自适应人工鱼群-BP 神经网络算法在径流预测中的应用,” 自然资源学报, vol. 24, no. 11, pp. 2005–2013, 2009. |
| [9] | 程根伟, 舒栋才, and others, 水文预报的理论与数学模型 (第二版). 中国水利水电出版社, 2009. |
| [10] | 丁晶 and 邓育仁, “人工神经前馈 (BP) 网络模型用作过渡期径流预测的探索,” 水电站设计, vol. 13, no. 2, pp. 69–74, 1997. |
| [11] | 金菊良, 杨晓华, 金保明, and 丁晶, “门限回归模型在年径流预测中的应用 $^1$,” 2000. |
| [12] | 冯平, 丁志宏, 韩瑞光, and 张建伟, “基于 EMD 的降雨径流神经网络预测模型,” 系统工程理论与实践, vol. 29, no. 1, pp. 152–158, 2009. |
| [13] | 张晓伟, 沈冰, and 黄领梅, “基于 BP 神经网络的灰色自记忆径流预测模型,” 水力发电学报, vol. 28, no. 1, pp. 68–71, 2009. |
| [14] | 汪丽娜, 李粤安, and 陈晓宏, “基于支持向量机的降雨-径流预测研究,” 水文, no. 1, pp. 13–16, 2009. |
| [15] | 李彦彬, 黄强, 徐建新, and 左卫兵, “基于混沌支持向量机的河川径流预测研究,” 水力发电学报, vol. 27, no. 6, pp. 42–47, 2008. |
| [16] | 张楠, 夏自强, and 江红, “基于多因子量化指标的支持向量机径流预测,” 水利学报, vol. 41, no. 11, pp. 1318–1323, 2010. |
| [17] | 张少文, 张学成, 王玲, 丁晶, and 刘国东, “黄河上游年降雨—径流预测研究,” 中国农村水利水电, no. 1, pp. 41–44, 2005. |
| [18] | 张少文, 张学成, 王玲, 王文圣, and 丁晶, “黄河年降雨-径流 BP 预测模型研究,” 人民黄河, vol. 27, no. 1, pp. 18–20, 2005. |
| [19] | 崔东文, “多隐层 BP 神经网络模型在径流预测中的应用,” 水文, no. 1, pp. 68–73, 2013. |
| [20] | N. Sapankevych, R. Sankar, and others, “Time series prediction using support vector machines: a survey,” Comput. Intell. Mag. IEEE, vol. 4, no. 2, pp. 24–38, 2009. |
| [21] | S. L. S. Jacoby, “A mathematical model for nonlinear hydrologic systems,” J. Geophys. Res., vol. 71, no. 20, pp. 4811–4824, 1966. |
| [22] | J. Amorocho and W. E. Hart, “A critique of current methods in hydrologic systems investigation,” Eos Trans. Am. Geophys. Union, vol. 45, no. 2, pp. 307–321, 1964. |
| [23] | S. Ikeda, M. Ochiai, and Y. Sawaragi, “Sequential GMDH algorithm and its application to river flow prediction,” Syst. Man Cybern. IEEE Trans. On, no. 7, pp. 473–479, 1976. |
| [24] | L. Natale and E. Todini, “A stable estimator for linear models: 1. Theoretical development and Monte Carlo Experiments,” Water Resour. Res., vol. 12, no. 4, pp. 667–671, 1976. |
| [25] | L. Natale and E. Todini, “A stable estimator for linear models: 2. real world hydrologic applications,” Water Resour. Res., vol. 12, no. 4, pp. 672–676, 1976. |
| [26] | P. C. Nayak, K. P. Sudheer, D. M. Rangan, and K. S. Ramasastri, “A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series,” J. Hydrol., vol. 291, no. 1, pp. 52–66, 2004. |
| [27] | P. C. Young, Recursive estimation and time-series analysis: An introduction for the student and practitioner. Springer Science & Business Media, 2011. |
| [28] | R. J. Frank, N. Davey, and S. P. Hunt, “Time series prediction and neural networks,” J. Intell. Robot. Syst., vol. 31, no. 1–3, pp. 91–103, 2001. |
| [29] | H. Cheng, P.-N. Tan, J. Gao, and J. Scripps, “Multistep-ahead time series prediction,” in Advances in Knowledge Discovery and Data Mining, Springer, 2006, pp. 765–774. |
| [30] | V. Nourani, A. H. Baghanam, J. Adamowski, and O. Kisi, “Applications of hybrid wavelet–Artificial Intelligence models in hydrology: A review,” J. Hydrol., vol. 514, pp. 358–377, 2014. |
| [31] | P. Domingos, “A few useful things to know about machine learning,” Commun. ACM, vol. 55, no. 10, pp. 78–87, 2012. |
| [32] | K.-R. Müller, S. Mika, G. Rätsch, K. Tsuda, and B. Schölkopf, “An introduction to kernel-based learning algorithms,” Neural Netw. IEEE Trans. On, vol. 12, no. 2, pp. 181–201, 2001. |
| [33] | T. Poggio and S. Smale, “The mathematics of learning: Dealing with data,” Not. AMS, vol. 50, no. 5, pp. 537–544, 2003. |
| [34] | Y. A. LeCun, L. Bottou, G. B. Orr, and K.-R. Müller, “Efficient backprop,” in Neural networks: Tricks of the trade, Springer, 2012, pp. 9–48. |
| [35] | A. J. Smola and B. Schölkopf, “A tutorial on support vector regression,” Stat. Comput., vol. 14, no. 3, pp. 199–222, 2004. |
| [36] | K.-Y. Chen and C.-H. Wang, “Support vector regression with genetic algorithms in forecasting tourism demand,” Tour. Manag., vol. 28, no. 1, pp. 215–226, 2007. |
| [37] | B. Schölkopf, P. Bartlett, A. Smola, and R. Williamson, “Support vector regression with automatic accuracy control,” in ICANN 98, Springer, 1998, pp. 111–116. |
| [38] | B. Scholkopf, P. L. Bartlett, A. J. Smola, and R. Williamson, “Shrinking the tube: a new support vector regression algorithm,” Adv. Neural Inf. Process. Syst., pp. 330–336, 1999. |
| [39] | C.-C. Chuang, S.-F. Su, J. Tsong, and C.-C. Hsiao, “Robust support vector regression networks for function approximation with outliers,” Neural Netw. IEEE Trans. On, vol. 13, no. 6, pp. 1322–1330, 2002. |
| [40] | A. J. Smola, B. Schölkopf, and K.-R. Müller, “General cost functions for support vector regression,” in IN Proceedings of the 8th International Conference on Artificial Neural Networks, 1998. |
| [41] | C.-J. Lu, T.-S. Lee, and C.-C. Chiu, “Financial time series forecasting using independent component analysis and support vector regression,” Decis. Support Syst., vol. 47, no. 2, pp. 115–125, 2009. |
| [42] | L. R. F. d’Alche-Buc, “Dynamical modeling with kernels for nonlinear time series prediction,” in Advances in Neural Information Processing Systems 16: Proceedings of the 2003 Conference, 2004, vol. 16, p. 129. |
| [43] | G. Pillonetto, F. Dinuzzo, T. Chen, G. De Nicolao, and L. Ljung, “Kernel methods in system identification, machine learning and function estimation: A survey,” Automatica, vol. 50, no. 3, pp. 657–682, Mar. 2014. |
| [44] | J. T.-Y. Kwok, “The evidence framework applied to support vector machines,” Neural Netw. IEEE Trans. On, vol. 11, no. 5, pp. 1162–1173, 2000. |
| [45] | D. J. MacKay, “The evidence framework applied to classification networks,” Neural Comput., vol. 4, no. 5, pp. 720–736, 1992. |
| [46] | T. Van Gestel, J. A. Suykens, D.-E. Baestaens, A. Lambrechts, G. Lanckriet, B. Vandaele, B. De Moor, and J. Vandewalle, “Financial time series prediction using least squares support vector machines within the evidence framework,” Neural Netw. IEEE Trans. On, vol. 12, no. 4, pp. 809–821, 2001. |
| [47] | A. Kitson, G. Harvey, and B. McCormack, “Enabling the implementation of evidence based practice: a conceptual framework.,” Qual. Health Care, vol. 7, no. 3, pp. 149–158, 1998. |
| [48] | W. D. Penny and S. J. Roberts, “Bayesian neural networks for classification: how useful is the evidence framework?,” Neural Netw., vol. 12, no. 6, pp. 877–892, 1999. |
| [49] | D. J. MacKay, “Bayesian interpolation,” Neural Comput., vol. 4, no. 3, pp. 415–447, 1992. |
| [50] | M. H. Law and J. T. Kwok, “Bayesian support vector regression,” in Proceedings of the Eighth International Workshop on Artificial Intelligence and Statistics (AISTATS), 2001, pp. 239–244. |
| [51] | J. T.-Y. Kwok, “The evidence framework applied to support vector machines,” Neural Netw. IEEE Trans. On, vol. 11, no. 5, pp. 1162–1173, 2000. |
| [52] | D. J. MacKay, “Comparison of approximate methods for handling hyperparameters,” Neural Comput., vol. 11, no. 5, pp. 1035–1068, 1999. |
| [53] | M. E. Tipping, “Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine,” J. Mach. Learn. Res., vol. 1, pp. 211–244, 2001. |
| [54] | 王波, 刘树林, 张宏利, and 蒋超, “相关向量机及其在机械故障诊断中的应用研究进展,” 振动与冲击, vol. 5, p. 026, 2015. |
| [55] | J. Yuan, L. Bo, K. Wang, and T. Yu, “Adaptive spherical Gaussian kernel in sparse Bayesian learning framework for nonlinear regression,” Expert Syst. Appl., vol. 36, no. 2, pp. 3982–3989, 2009. |
| [56] | T. D. Sanger, “Optimal unsupervised learning in a single-layer linear feedforward neural network,” Neural Netw., vol. 2, no. 6, pp. 459–473, 1989. |
| [57] | H. Demuth and M. Beale, “Neural network toolbox for use with MATLAB,” 1993. |
| [58] | B. Kosko, “Neural networks and fuzzy systems: a dynamical systems approach to machine intelligence/book and disk,” Vol 1Prentice Hall, 1992. |
| [59] | A. Krogh, J. Vedelsby, and others, “Neural network ensembles, cross validation, and active learning,” Adv. Neural Inf. Process. Syst., vol. 7, pp. 231–238, 1995. |
| [60] | L. K. Hansen and P. Salamon, “Neural network ensembles,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., no. 10, pp. 993–1001, 1990. |
| [61] | M. T. Hagan, H. B. Demuth, M. H. Beale, and others, Neural network design. Pws Pub. Boston, 1996. |
| [62] | H. Rowley, S. Baluja, T. Kanade, and others, “Neural network-based face detection,” Pattern Anal. Mach. Intell. IEEE Trans. On, vol. 20, no. 1, pp. 23–38, 1998. |
| [63] | K. Hornik, M. Stinchcombe, and H. White, “Multilayer feedforward networks are universal approximators,” Neural Netw., vol. 2, no. 5, pp. 359–366, 1989. |
| [64] | D. F. Specht, “A general regression neural network,” Neural Netw. IEEE Trans. On, vol. 2, no. 6, pp. 568–576, 1991. |
| [65] | S. Haykin and N. Network, “A comprehensive foundation,” Neural Netw., vol. 2, no. 2004, 2004. |
| [66] | P. J. Harrison and C. F. Stevens, “Bayesian forecasting,” J. R. Stat. Soc. Ser. B Methodol., pp. 205–247, 1976. |
| [67] | A. P. Dawid, “The well-calibrated Bayesian,” J. Am. Stat. Assoc., vol. 77, no. 379, pp. 605–610, 1982. |
| [68] | J. Harrison and M. West, “Practical bayesian forecasting,” The Statistician, pp. 115–125, 1987. |
| [69] | M. West, P. J. Harrison, and H. S. Migon, “Dynamic generalized linear models and Bayesian forecasting,” J. Am. Stat. Assoc., vol. 80, no. 389, pp. 73–83, 1985. |
| [70] | H. R. Maier, A. Jain, G. C. Dandy, and K. P. Sudheer, “Methods used for the development of neural networks for the prediction of water resource variables in river systems: current status and future directions,” Environ. Model. Softw., vol. 25, no. 8, pp. 891–909, 2010. |
| [71] | R. Remesan and J. Mathew, “Data Based Rainfall-Runoff Modelling,” in Hydrological Data Driven Modelling, Springer, 2015, pp. 151–182. |
| [72] | V. VEMURI and N. VEMURI, “On the systems approach in hydrology,” Hydrol. Sci. J., vol. 15, no. 2, pp. 17–38, 1970. |
| [73] | A. O. Popoola, “Fuzzy-wavelet method for time series analysis,” University of Surrey, 2007. |
| [74] | R. H. Abiyev, “Time series prediction using fuzzy wavelet neural network model,” in Artificial Neural Networks–ICANN 2006, Springer, 2006, pp. 191–200. |
| [75] | P. K. Simpson, “Fuzzy min-max neural networks. I. Classification,” Neural Netw. IEEE Trans. On, vol. 3, no. 5, pp. 776–786, 1992. |
| [76] | P. K. Simpson, “Fuzzy min-max neural networks-Part 2: Clustering.,” IEEE Trans. Fuzzy Syst., vol. 1, no. 1, p. 32, 1993. |
| [77] | F.-J. Chang, J.-M. Liang, and Y.-C. Chen, “Flood forecasting using radial basis function neural networks,” Syst. Man Cybern. Part C Appl. Rev. IEEE Trans. On, vol. 31, no. 4, pp. 530–535, 2001. |
| [78] | H. Mühlenbein, M. Schomisch, and J. Born, “The parallel genetic algorithm as function optimizer,” Parallel Comput., vol. 17, no. 6, pp. 619–632, 1991. |
| [79] | J. Horn, N. Nafpliotis, and D. E. Goldberg, “A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization,” in Evolutionary Computation, 1994. IEEE World Congress on Computational Intelligence., Proceedings of the First IEEE Conference on, 1994, pp. 82–87. |
| [80] | J. E. Beasley and P. C. Chu, “A genetic algorithm for the set covering problem,” Eur. J. Oper. Res., vol. 94, no. 2, pp. 392–404, 1996. |
| [81] | K. Deb, S. Agrawal, A. Pratap, and T. Meyarivan, “A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II,” Lect. Notes Comput. Sci., vol. 1917, pp. 849–858, 2000. |
| [82] | K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, “A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II,” Evol. Comput. IEEE Trans. On, vol. 6, no. 2, pp. 182–197, 2002. |
| [83] | C. L. Wu and K. W. Chau, “Evaluation of several algorithms in forecasting flood,” in Advances in Applied Artificial Intelligence, Springer, 2006, pp. 111–116. |
| [84] | R. F. Albrecht, “Topological theory of fuzziness,” in Computational Intelligence, Springer, 1999, pp. 1–11. |
| [85] | R. F. Albrecht, Topological Concepts for Hierarchies of Variables, Types and Controls. Springer, 2001. |
| [86] | R. F. Albrecht, “Topological approach to fuzzy sets and fuzzy logic,” in Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms, 1999, pp. 1–7. |
| [87] | R. Moore and W. Lodwick, “Interval analysis and fuzzy set theory,” Fuzzy Sets Syst., vol. 135, no. 1, pp. 5–9, 2003. |
| [88] | A. Mazeika, L. Jaulin, and C. Osswald, “A new approach for computing with fuzzy sets using interval analysis,” in Information Fusion, 2007 10th International Conference on, 2007, pp. 1–8. |
| [89] | R. E. Patiño-Escarcina, B. R. C. Bedregal, and A. Lyra, “Interval computing in neural networks: One layer interval neural networks,” in Intelligent Information Technology, Springer, 2005, pp. 68–75. |
| [90] | A. Porporato and L. Ridolfi, “Nonlinear analysis of river flow time sequences,” Water Resour. Res., vol. 33, no. 6, pp. 1353–1367, 1997. |
| [91] | R. J. Povinelli and X. Feng, “A new temporal pattern identification method for characterization and prediction of complex time series events,” Knowl. Data Eng. IEEE Trans. On, vol. 15, no. 2, pp. 339–352, 2003. |
| [92] | C. Damle and A. Yalcin, “Flood prediction using time series data mining,” J. Hydrol., vol. 333, no. 2, pp. 305–316, 2007. |
| [93] | M. Bogdan, E. van den Berg, C. Sabatti, W. Su, and E. J. Candes, “SLOPE–Adaptive Variable Selection via Convex Optimization,” ArXiv Prepr. ArXiv14073824, 2014. |
| [94] | A. Gossmann, S. Cao, and Y.-P. Wang, “Identification of significant genetic variants via SLOPE, and its extension to group SLOPE,” in Proceedings of the 6th ACM Conference on Bioinformatics, Computational Biology and Health Informatics, 2015, pp. 232–240. |
| [95] | J. Sjöberg, Q. Zhang, L. Ljung, A. Benveniste, B. Delyon, P.-Y. Glorennec, H. akan Hjalmarsson, and A. Juditsky, “Nonlinear black-box modeling in system identification: a unified overview,” Automatica, vol. 31, no. 12, pp. 1691–1724, 1995. |
| [96] | K. J. \AAström and P. Eykhoff, “System identification—a survey,” Automatica, vol. 7, no. 2, pp. 123–162, 1971. |
| [97] | L. Ljung, “Prediction error estimation methods,” Circuits Syst. Signal Process., vol. 21, no. 1, pp. 11–21, 2002. |
| [98] | L. Ljung, “System Identification—Theory for the User, 2nd editionPTR Prentice Hall,” Up. Saddle River NJ, 1999. |
| [99] | T. Soderstrom and P. Stoica, “System identification,” Prencite Hall Lntemational, 1989. |
| [100] | V. Vemuri, J. A. Dracup, R. C. Erdmann, and N. Vemuri, “Sensitivity analysis method of system identification and its potential in hydrologic research,” Water Resour. Res., vol. 5, no. 2, pp. 341–349, 1969. |
| [101] | T. Chen, H. Ohlsson, and L. Ljung, “On the estimation of transfer functions, regularizations and Gaussian processes—Revisited,” Automatica, vol. 48, no. 8, pp. 1525–1535, 2012. |
| [102] | G. Pillonetto, A. Chiuso, and G. De Nicolao, “Prediction error identification of linear systems: a nonparametric Gaussian regression approach,” Automatica, vol. 47, no. 2, pp. 291–305, 2011. |
| [103] | G. Pillonetto, A. Chiuso, and G. De Nicolao, “Regularized estimation of sums of exponentials in spaces generated by stable spline kernels,” in American Control Conference (ACC), 2010, 2010, pp. 498–503. |
| [104] | G. Pillonetto and G. De Nicolao, “A new kernel-based approach for linear system identification,” Automatica, vol. 46, no. 1, pp. 81–93, 2010. |
| [105] | H. V. Gupta, T. Wagener, and Y. Liu, “Reconciling theory with observations: elements of a diagnostic approach to model evaluation,” Hydrol. Process., vol. 22, no. 18, pp. 3802–3813, 2008. |
| [106] | D. N. Moriasi, J. G. Arnold, M. W. Van Liew, R. L. Bingner, R. D. Harmel, and T. L. Veith, “Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations,” Trans Asabe, vol. 50, no. 3, pp. 885–900, 2007. |

3．研究内容

|  |
| --- |
| 1. 本课题研究对象为降雨-径流过程   在一个给定的流域中，降雨、融雪等降落到地表，经过植被或建筑物截留、蒸散发、地面洼陷处填洼等，一部分在地表形成径流，一部分渗透下去形成表层径流以及地下径流等，最终汇集到河流中形成河川径流。  对于此过程的建模，本课题拟采用黑箱系统建模法。系统为一系列相互依赖、相互作用的因素构成的集合，因此要定义一个系统就需要选择系统的边界、要考虑的因素及其相互作用[2]。而模型是系统的简化表示，这种简化要确保依然能够以可接受的准确度来模拟现实系统[105]。由于系统十分复杂，无法完全考虑其元素和相互作用，因此可以用黑箱法进行建模，仅以输入输出来理解系统，这样在建模时就无需关于系统的物理原理的知识。   1. 本课题研究内容包括 2. 如何更有效地将先验信息合理嵌入模型   不同的模型隐含考虑了不同程度的先验信息。如对于神经网络模型，需要使用者自行考虑输入的选择，即将对输出有贡献的输入合理地转化为输入信息；对于可以转化为最小化损失函数的模型如SVM、各种基于核的方法等，则需要将先验信息嵌入到目标函数中，一般以权值的范数表示，且可能产生稀疏权值，从而简化模型表示。因此先验信息的选择至关重要，几种嵌入先验信息的算法如下：  Equation 4岭回归目标函数  Equation 5 RVM等Bayesian模型中的权值先验分布  近年来新出现的’SLOPE’算法将对应于岭回归、Lasso中的正则化项变为权值元素的次序统计量的加权和，最近又发展为’GROUP SLOPE’以考虑预测变量之间的组结构，将来在先验信息的利用上面还有很大的发展空间。模糊推断系统可以通过专家知识构建模糊规则，从而实现将先验信息的直接嵌入，且已经广泛应用于诸多领域。  模糊规则亦可从数据中推断，一般使用聚类算法实现，模糊规则生成后允许使用者进行修改，极大地提高了模型的可解释性及鲁棒性。  其中为权值元素的次序统计量  Equation 6 SLOPE算法  其中为第i组的长度  Equation 7 GROUP SLOPE算法  本课题拟针对降雨径流预测的特点，研究出一种更有效的嵌入先验信息的方法。   1. 如何改进模型结构以解决预测精度和误差积累等问题   不同的模型结构具有不同的泛化能力，即不同的预测精度，代表着从数据中学习到的不同信息。减小泛化误差一直是机器学习等领域研究的重点。多步预测由于面临更复杂的映射关系，更难建模，如果不对各步采用独立预测方法即分别拟合各步的预测模型则会存在误差积累问题，严重影响预测精度。  目前，神经网络模型、支持向量机、Bayes方法、相关向量机(RVM)、模糊推断系统以及区间神经网络、区间模糊算法、小波变换结合神经网络等混合模型已成功应用于很多领域，但泛化能力和模型精度仍然是学习模型考虑的重点。并且多步预测的研究仍有很大空间。  本课题拟研究出一种能够在多步预测时仍具有很强泛化能力的模型。   1. 如何在建模时考虑输入不确定性   输入不确定性对于模型的训练以及泛化能力具有很大的影响，因此在模型处理过程中，如何尽可能地利用现有数据，得到更有意义的输出是很多算法需要考虑的问题，如在模糊推断系统中考虑了输入的模糊性，基于区间分析的算法中考虑了输入的范围引起的不确定性等，因此将输入区间化、模糊化进行处理是很多算法处理输入不确定性的基础。输入不确定性亦可转化为输出不确定性，进而得到预测不确定性，而将预测不确定性考虑到模型的输出中对于提高模型输出的可靠性和可解释性具有很大意义。  本课题拟研究出能够充分处理输入不确定性的模型。 |

4．拟解决的关键技术或问题

|  |
| --- |
| 明确研究中的关键学术或技术难点，提出解决的方法   1. 模型输入选择和预处理   在实际应用中，输入特征的预处理一直是一个十分关键的问题。如在神经网络中，一般得对输入进行规范化，如将均值变换到零值附近、打乱训练数据、输入特征需要不相关等；在RVM中，需要考虑针对训练数据的超参数的选取。本课题拟选取明显对输出有贡献的特征作为输入，并尝试采用各种方法对输入进行处理。   1. 在多步预测中，映射关系更为复杂，更难建模   借鉴已有方法中对输入信号的预处理，即分解为趋势信号和细节信号，然后再进行模型预测，拟引进‘预测趋势’的概念，对多步预测进行修正。目前已有文献分别对趋势信号和细节信号进行预测，本课题拟借鉴其思路，探索趋势信号对于多步预测的作用。   1. 模型选择   合适的模型复杂度对于减小泛化误差有着至关重要的作用，一般采用交叉验证、模型复杂度指标如AIC等进行处理，如对于神经网络的训练则需要使用’early stopping’策略，但大多情况下是由‘超参数’表示的复杂度，此时可以采用格点搜索、参数随机采样等方法进行超参数的选取。   1. 模型评估   模型评估也至关重要。除了常用的均方误差MSE等常见的基于模型输出和观测输出的统计量之外，还有能够反映预测误差分布的平均绝对误差AARE以及阈值统计量TS[26]，还有预测效率[106]等。对于基于相似度的模型如核方法等，输入特性对于预测误差的影响应该考虑进去，但目前似乎尚无考虑输入信号影响的流行的评价指标，及其对模型选取等的影响，本课题拟对此进行研究。 |

5．研究方法

|  |
| --- |
| 1）选择科学的研究方法，制订完整的技术路线  研究方法  本课题的研究拟采用理论分析、试验相结合的方法。根据理论分析设计模型，在此基础上设计训练算法进行学习，根据实验结果对模型进行修改，逐渐使理论模型逼近真实系统，最后验证模型的准确性。  技术路线  搜集数据，初步分析  输入预处理，确定输入输出结构  解决多步预测精度问题  先验信息的合理嵌入  输入不确定性处理  理论分析，确定模型结构和学习算法  正则化信息  模糊规则生成  假设空间限制  输入区间化  输入模糊化  引入预测趋势矫正  设计预测软件  Figure 8总体技术路线图  2）研究方案的可行性分析，预设研究中可能遇到的难点，提出解决的方法  系统辨识、机器学习等领域的许多模型和技巧为降雨-径流的建模提供了很多选择，如神经网络模型、支持向量机、模糊推断系统、区间分析等已经成功运用于很多领域，这些研究成果可以作为本课题研究的基础。以上研究方法和技术路线的叙述也表明本课题在技术上具有可操作性，上述关键问题可以被攻破。  对于以上技术路线中的数据搜索问题：可以通过实地调研、网络搜索等手段，在此基础上应考虑要研究的目标点的径流的影响因素；对于数据预处理问题：神经网络等模型要求输入特征不相关、输入的规范化等预处理，本课题拟考虑输入的不确定性，可以采用区间分析或模糊推断等方法进行处理。使用区间法表示数据能够在运算过程中不损失其原有的不确定性，使用模糊数表示数据能够更灵活地处理输入；对于模型结构的确定：考虑输入不确定性后，模型结构应对此需求做调整，如在神经网络模型中考虑增加神经元、在基于核的模型如SVM、RVM等中增加基的数目并考虑对其稀疏性的影响，模型结构的改变不一定意味着学习算法需要调整，但也可以考虑稀疏性等需求改变现有学习算法；对于多步预测精度问题：拟采用小波分析法将输入信号分解为趋势信号和细节信号，引进‘预测趋势’的概念，对多步预测进行修正。另外在研究中，可能会遇到模型和学习算法可行，但结果不理想的情况，此时应耐心修改模型参数，必要时适当调整理论模型。 |

6．预期成果和结论

|  |
| --- |
| 对研究问题的解答进行科学预设，提出预期的创造性成果   1. 挖掘先验信息，针对降雨-径流过程的特点，提出一种新的稀疏模型 2. 根据趋势预测对多步预测进行矫正，提出一种更准确的多步预测方法 3. 提出一种充分考虑输入不确定性的预测模型   可以通过改善现有基于区间数的预测方法进行实现 |

7．研究基础

|  |
| --- |
| 1）科学评估研究条件和实验条件以及自己的专业基础和导师的专业把控能力  课题组在时间序列预测、故障预测、小波分析、区间分析等方面具有很好的传承，如刚毕业的杨臻明师兄在时间序列预测方面的工作 《基于独立成分分析的含噪声时间序列预测》、《区间时间序列的混合预测模型》，以及在读的孙强师兄的工作《基于不确定性的故障预测方法综述》都可以借鉴。在导师的指导下，前期在小波分析、区间理论、神经网络、Bayes预测等方面进行较为深入的研究，为本课题的开展奠定了良好的理论和技术基础。在实验条件方面，我们已与苏州市吴江区某镇建立合作关系，可以解决数据问题。  2）所需经费，经费来源，开支预算（工程设备、材料须填写名称、规格、数量）   1. 经费来源   同济大学研究生培养经费  《村镇区域防洪关键技术研究》科研项目经费   1. 所需经费   预计所需经费为人民币1.5万元   1. 开支预算   学术论文发表费用 0.5万元  学位论文答辩费用 0.5万元  其他费用 0.5万元 |

8．工作计划（含实验、实践、写作）

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **序号** | **阶段及内容** | **工作量估计**  **（时数）** | | **起讫日期** | **阶段成果形式** |
| 1  2  3  4  5  6 | 查阅国内外相关文献资料，收集数据，在此基础上进行整理、分析，提出科学问题  挖掘先验信息，针对降雨-径流过程的特点，提出一种新的稀疏模型  根据趋势预测对多步预测进行矫正，提出一种更准确的多步预测方法  提出一种充分考虑输入不确定性的预测模型  对研究工作进行总结整理，开始学位论文的撰写，完成毕业论文初稿  对学位论文进行修改，形成学位论文的终稿 | 600  700  600  600  700  400 | | 2014.9-2015.11  2015.12-2016.4  2016.6-2016.10  2016.11-2017.4  2017.5-2017.11  2017.12-2018.1 | 开题报告  在阶段2、3、4中主要成果为发表研究相关的论文  完成学位论文初稿  完成学位论文终稿 |
| **合计** | 3600 |

9．同济大学博士研究生学位论文开题报告评分表

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 评审项目 | 权重 | 评 分 标 准 | | 得分  (百分制) |
| A.研究问题 | 20% | 80~100分 | 研究问题明确，具有很强的理论意义或实用价值，并预期将获得重大的社会、经济、文化影响。 |  |
| 60~80分 | 研究问题明确，具有较强的理论意义或实用价值，并预期获得较大的社会、经济、文化影响。 |
| 60分以下 | 研究问题不明确。 |
| B.文献阅读量 | 10% | 80~100分 | 文献阅读量在100篇以上，外文文献占50%。 |  |
| 60~80分 | 文献阅读量在50篇以上，外文文献占30%。 |
| 60分以下 | 文献阅读量在50篇以下。 |
| C.文献综述 | 10% | 80~100分 | 报告内容全面阐述该研究方向的现状和发展动态。 |  |
| 60~80分 | 报告内容基本跟踪该研究方向的现状和发展动态。 |
| 60分以下 | 综述一般，未达到上述标准。 |
| D.创新性 | 30% | 80~100分 | 研究问题/成果前沿，研究成果具有很强的创新性。 |  |
| 60~80分 | 研究问题属本学科的发展方向，有自己独特的思考、并具有一定的创新性。 |
| 60分以下 | 研究成果的创新性不明显。 |
| E.研究方法 | 20% | 80~100分 | 研究方法科学合理，条理清楚，针对性强。 |  |
| 60~80分 | 制定了明确的研究方法，有针对性。 |
| 60分以下 | 研究方法不明确。 |
| F.报告表达 | 10% | 80~100分 | 报告严密、逻辑性强、文字流畅，表达清楚。 |  |
| 60~80分 | 基本概念清晰、层次分明。表达较清楚。 |
| 60分以下 | 表达较差。 |
| 总分 |  | 总分=0.2A+0.1B+0.1C+0.3D+0.2E+0.1F | |  |

注：评审专家按百分制在六项指标每一栏的最后一列内打分。

评审小组组成：

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 组成 | 姓名 | 职称 | 单位 |
| 组长 | 肖辉 | 教授 | 同济大学 |
| 成员 | 岳继光 | 教授 | 同济大学 |
| 苏永清 | 副教授 | 同济大学 |
| 沈润杰 | 副教授 | 同济大学 |
| 董延超 | 讲师 | 同济大学 |
| 吴继伟 | 讲师 | 同济大学 |

注：此评分表作为博士研究生课程成绩单必备的材料之一

10．评审意见

|  |
| --- |
| 导师（或导师组）对本课题的评价  导师签名  年 月 日 |
| 评审小组的审查结论  组长 组员  年 月 日 年 月 日 |
| 学科专业委员会意见  负责人签名  年 月 日 |