

分 类 号 : X52

单位代码 : 10183

研究生学号 : 2013644008

密级 : 公开



吉 林 大 学

硕士学位论文

(专业学位)

伊通河流域非点源污染模拟及不确定分析

Simulation and Uncertainty analysis of Non-point Source Pollution
in Yitong River Watershed

作 者 姓 名 : 宋文博

类 别 : 工程硕士

领域 (方向) : 水利工程

指 导 教 师 : 鲍新华 副教授

合 作 导 师 : 刘传深 研究员

培 养 单 位 : 环境与资源学院

2016 年 6 月

伊通河流域非点源污染模拟及不确定分析

Simulation and Uncertainty analysis of Non-point Source
Pollution in Yitong River Watershed

作 者 姓 名：宋文博

领域（方向）：水利工程

指 导 教 师：鲍新华 副教授

合 作 导 师：刘传深 研究员

类 别：工程硕士

答 辩 日 期： 2016 年 5 月 29 日

未经本论文作者的书面授权，依法收存和保管本论文书面版本、电子版本的任何单位和个人，均不得对本论文的全部或部分内容进行任何形式的复制、修改、发行、出租、改编等有碍作者著作权的商业性使用（但纯学术性使用不在此限）。否则，应承担侵权的法律责任。

吉林大学博士(或硕士)学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交学位论文，是本人在指导教师的指导下，独立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，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者签名：宋文博

日期：2016年6月14日

本研究由以下项目资助

国家水体污染控制与治理科技重大专项 :伊通河流域水污染综合治理
技术及工程示范研究课题 (编号 : 2012ZX07201-001)

摘要

随着点源污染的有效控制,非点源污染成为了重点关注的水环境污染问题。由于非点源污染在时间和空间上具有隐蔽性、随机性等特点,因此难以进行监测、管理。流域非点源污染模型作为研究非点源污染的主要方法之一,目前广泛应用于流域非点源污染研究中。由于流域非点源污染模型参数众多,因此模型参数的不确定分析也是非点源污染研究中所关注的焦点之一。

伊通河是第二松花江的重要支流,对流域内居民的生活有重要影响,同时伊通河流域也是主要的粮食产区。多年来流域内大面积毁林开荒,水土流失严重,大量农药、营养物质等非点源污染物随地表径流汇入伊通河,导致流域非点源污染问题突出,直接威胁伊通河水环境。

本文以伊通河流域为研究区,在构建研究区空间数据库和属性数据库的基础上,建立伊通河流域非点源污染 SWAT 模拟模型,模拟计算研究区非点源污染物泥沙、总氮、总磷的负荷,识别非点源污染物的关键源区,并针对关键源区提出非点源污染物治理措施,预测治理措施的非点源污染负荷削减效果。最后运用蒙特卡洛模拟方法,在建立径向基函数神经网络替代模型代替模拟模型进行模拟的基础上,进行模型参数不确定性分析。研究结果表明:(1)泥沙负荷年均输出量为 $308.151 \times 10^4 \text{t}$,总氮负荷年均输出量为 $1.516 \times 10^4 \text{t}$,总磷负荷年均输出量为 $0.357 \times 10^4 \text{t}$ 。(2)伊通河流域非点源污染物泥沙、总磷、总氮负荷输出在空间上分布具有相似性,污染的关键源区均集中在伊通河流域的上游区域。(3)分别实施退耕还林和设置植被缓冲带两种非点源污染治理措施,结果显示两种治理措施均对研究区非点源污染物有明显削减。(4)径向基函数神经网络替代模型的输出结果与 SWAT 模拟模型的输出结果拟合较好,可以替代 SWAT 模型进行模拟计算。(5)模型参数不确定性分析结果表明:当置信水平为 90%和 80%时,非点源污染物泥沙负荷输出的置信区间分别为 $82.08-540.71 \times 10^4 \text{t}$ 、 $149.25-473.55 \times 10^4 \text{t}$,总氮负荷输出的置信区间分别为 $0.49-2.62 \times 10^4 \text{t}$ 、 $0.80-2.31 \times 10^4 \text{t}$,总磷负荷输出的置信区间分别为 $0.17-0.55 \times 10^4 \text{t}$ 、 $0.22-0.49 \times 10^4 \text{t}$;在退耕还林情景下,非点源污染物泥沙负荷削减率的置信区间分别为 55.95%-60.44%、57.19%-59.20%,总氮负荷削减率的置信区间分别为 27.67%-31.20%、28.51%-30.37%,总磷负荷削减率

的置信区间分别为 27.22%-30.67%、28.30%-29.50%；在设置植被缓冲带情景下，泥沙削减率的置信区间分别为 30.88%-33.72%、31.15%-32.45%，总氮削减率的置信区间分别为 21.27%-24.20%、22.72%-23.74%，总磷削减率的置信区间分别为 21.54%-24.10%、22.52%-23.22%。(6)模型参数不确定分析结果表明：非点源负荷不确定性最大的是总氮负荷，然后依次是总磷负荷和泥沙负荷；两种治理措施对非点源污染物削减的模拟结果不确定性最大的均为对总氮负荷的削减，其次是总磷，泥沙最小；植被缓冲带的模拟结果受参数不确定性影响要小于退耕还林。

关键词：伊通河，非点源污染，SWAT，蒙特卡洛模拟，不确定分析

Abstract

With control of the point source pollution, the non-point source pollution has become the main problem of water pollution and the focus of the society. Due to the non-point source pollution has the characters, such as concealment, randomization etc, it is difficult to carry out monitoring and management. The non-point source pollution model is one of the major method to study non-point source pollution, and it is widely used by researchers. However the non-point source pollution model has many parameters, the parameter uncertainty analysis become the focus of research on non-point source pollution

Yitong River is an important tributary of the second Songhua River, and it is significant for residents. Also, Yitong River Basin is main grain producing area. A large area of deforestation results in serious soil erosion in the basin for years, and a large number of pesticides and nutrients with surface runoff merge in the Yitong River. Non-point source pollution becomes a threat to the water environment of Yitong River.

Studying in the Yitong River Basin, we set up non-point source pollution SWAT model based on spatial and attribute database of the study area and simulate non-point source pollutants in sediment, total nitrogen, total phosphorus load. We identify the key area of non-point source pollutants. Non-point source pollution control measures are proposed for key area, and simulate the effect of non-point pollution control measures. Based on the model of radial basis function neural network taking the place of simulation model, Using Monte- Carlo simulation method analyses the uncertainty of the model parameters. The research results show that : (1) the average annual output of sediment load is $308.151 \times 10^4 \text{t}$, the average annual output of total nitrogen load is $1.516 \times 10^4 \text{t}$, and the average total phosphorus load is $0.357 \times 10^4 \text{t}$. (2) Non-point source pollutants , sediment, total phosphorus and total nitrogen load, are similar distribution in space, and the key pollution area are concentrated in the upstream region of Yitong River Basin in the south. (3) Two kinds of non-point source pollution control measures

are used in study area, and they are returning cropland to forest and the setting vegetation buffer zone. The results show that there is a significant reduction of nonpoint source pollution in the study area.(4) The results of using radial basis function neural network model is fitted well with the SWAT mode, and it can be instead of the SWAT model for simulation. (5) The results of parameter uncertainty analysis indicate that, when the confidence level is 90% and 80%, the confidence interval of sediment load output are $82.08-540.71 \times 10^4 \text{t}$ and $149.25-473.55 \times 10^4 \text{t}$, the confidence interval of sediment load output are $0.49-2.62 \times 10^4 \text{t}$ and $0.80-2.31 \times 10^4 \text{t}$, the confidence interval of sediment load output are $0.17-0.55 \times 10^4 \text{t}$ and $0.22-0.49 \times 10^4 \text{t}$; The confidence interval of sediment reduction of returning cropland to forest are 55.95%-60.44% and 57.19%-59.20%, total nitrogen reduction are 27.67%-31.20% and 28.51%-30.37%, and total phosphorus reduction are 27.22%-30.67% and 28.30%-29.50% ; The confidence interval of sediment reduction of setting vegetation buffer zone are 30.88%-33.72% and 31.15%-32.45%, total nitrogen reduction are 21.27%-24.20% and 22.72%-23.74%, and total phosphorus reduction are 21.54%-24.10% and 22.52%-23.22% ; (6) The results of parameter uncertainty analysis indicate that, total nitrogen load has the maximum uncertainty, followed by total phosphorus and sediment; Reduction of non-point source pollution control measures in total nitrogen has the maximum uncertainty, followed by total phosphorus, and sediment is the smallest. Non-point source reduction of setting vegetation buffer zone is more influenced by parameter uncertainty than that of returning cropland to forest.

Keywords: Yitong River; non-point source pollution modelling; SWAT model; Monte-Carlo simulation; uncertainty analysis

目录

摘 要.....	I
Abstract.....	III
第 1 章 绪论.....	1
1.1 选题依据及研究意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 非点源污染模拟研究现状.....	2
1.2.2 非点源污染模拟不确定分析研究现状.....	4
1.3 研究内容及技术路线.....	5
1.3.1 研究内容.....	5
1.3.2 技术路线.....	5
第 2 章 研究区概况.....	8
2.1 地理位置.....	8
2.2 地形地貌.....	8
2.3 气象.....	9
2.4 河流水系.....	9
2.5 社会经济.....	9
第 3 章 伊通河流域 SWAT 模型数据库的构建.....	10
3.1 SWAT 模型概述.....	10
3.1.1 水文过程子模型.....	10
3.1.2 土壤侵蚀子模型.....	13
3.1.3 污染负荷子模型.....	13

3.2 模型数据库的构建	14
3.2.1 模型空间数据库	14
3.2.2 模型属性数据库	18
第 4 章 伊通河流域非点源污染模拟	21
4.1 子流域及水文响应单元划分	21
4.1.1 子流域划分	21
4.1.2 水文响应单元划分	22
4.2 模型参数敏感性分析	22
4.3 模型的校准与验证	23
4.3.1 模型模拟评价指标	24
4.3.2 模型的校准与验证	24
4.4 伊通河流域非点源污染 SWAT 模型的应用	27
4.4.1 非点源污染负荷计算	27
4.4.2 非点源污染空间分布特征	28
4.5 伊通河非点源污染治理措施模拟	32
4.5.1 退耕还林	33
4.5.2 设置河岸植被缓冲带	33
第 5 章 伊通河流域非点源污染模拟不确定分析	35
5.1 非点源污染模拟不确定分析简介	35
5.1.1 非点源污染模拟的不确定性来源	35
5.1.2 非点源污染模型参数不确定分析方法	35
5.2 蒙特卡洛模拟方法	36

5.2.1 蒙特卡洛模拟简介.....	36
5.2.2 蒙特卡洛模拟不确定分析步骤.....	36
5.3 拉丁超立方抽样.....	37
5.3.1 拉丁超立方抽样概述.....	37
5.3.2 拉丁超立方抽样步骤.....	37
5.3.3 抽样结果.....	38
5.4 非点源污染替代模型.....	40
5.4.1 RBF 神经网络基本原理.....	40
5.4.2 替代模型精度评价指标.....	42
5.4.3 替代模型的建立及检验.....	43
5.5 不确定性分析结果.....	45
5.5.1 替代模型输出结果.....	45
5.5.2 区间估计.....	46
5.5.3 统计描述.....	48
第 6 章 结论.....	50
参考文献.....	52
作者简介及硕士期间所取得的科研成果.....	59
致谢.....	60

第 1 章 绪论

1.1 选题依据及研究意义

水是生命的源泉,是人类生存不可或缺的重要资源。随着人类社会的不断进步,水体污染的现象日趋严重,不但威胁人类的身体健康,也大大制约了社会经济的发展,因此水环境污染问题逐步成为了世界各国关注的热点。

水环境污染通常可分为点源污染(Point source pollution)和非点源污染(Nonpoint source pollution)两类。随着工业污染和生活污染等点源污染得到了有效控制,非点源污染作为水体污染的主要影响因素之一,受到了越来越广泛的关注。土地利用类型是影响非点源污染负荷的主要因素,其中农业非点源是最大的污染源。相关研究指出美国的非点源污染占污染总量的 $\frac{2}{3}$,其中农业非点源污染贡献率占 75%;荷兰农业非点源污染占了水环境污染的 40%~50%。在我国,非点源污染问题也日趋严重。如云南滇池来自非点源污染的总氮占 57%,总磷占 58%;北京密云水库总磷污染物的 86%左右来自于非点源污染,非点源污染的总氮也占了 60%以上。

相比于集中排放的点源污染,非点源污染具有随机性、滞后性、不确定性和时空分布不均匀性等特点(郝芳华等,2006),因此难以监测和治理。自 20 世纪 70 年代以来,广大研究人员开发了一系列非点源污染模型并应用于非点源污染研究中,目前模型模拟成为了研究流域非点源污染的有效方法之一。因此运用模型模拟并量化非点源污染,分析其迁移转化规律以及时空分布特征,对于非点源污染防治以及水环境的保护是具有实际意义的。然而在非点源模型建立的过程中,模型的输出数据(降雨、气温、径流等输出数据具有时间或空间上随机性和测量误差)、模型的结构(模型对实际过程考虑不够或由于实际过程过于复杂采取简化处理)、模型的参数(现有数据不足或缺乏代表性导致模型参数非最优选)往往存在较大的不确定性,这必然导致模型模拟结果的不确定性,影响模型模拟结果的可靠性。因此对非点源污染模型模拟结果进行不确定性分析,得到非点源污染模拟结果的置信区间,相比于确定性模型,可以为决策者提供更多的参考信息。

伊通河是第二松花江的重要支流,是长春的母亲河,其上游新立城水库也是

长春市重要的供水水源地之一。同时伊通河流域也是重要的粮食产区,耕地面积达 70%以上,而大量化肥、农药的使用也导致了流域非点源污染问题日益突出,逐渐威胁到伊通河水环境。本研究以伊通河流域为研究对象,通过建立伊通河流域非点源污染模型,对伊通河流域非点源污染开展系统的研究,在此基础上,进一步对伊通河流域非点源污染模拟模型进行参数不确定分析,求得非点源污染模拟结果的概率分布,研究可为伊通河流域非点源污染的防控治理提供科学依据,为非点源污染的不确定分析研究提供参考。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 非点源污染模拟研究现状

非点源污染又称面源污染,是指溶解的或固体的污染物从非特定的地点,在降水或融雪作用下,经过径流过程汇入受纳水体,引起水体富营养化或其它形式的污染过程(Line D E, 1998)。美国清洁水法修正案定义非点源污染为“污染物以广域的、分散的、微量的形式进入地表及地下水体”。非点源污染由于具有分散性、隐蔽性、随机性、滞后性和形成机理复杂等特征,使得对其进行研究和管理的难度较大,模型方法逐渐成为非点源污染研究的重要手段(问青春, 2012)。

国外非点源污染研究开始于 20 世纪 60 年代,由美、英、日等发达国家率先开展。最初的非点源污染研究,主要运用统计模型,通过因果分析和统计分析构建污染负荷与流域土地利用或径流量的统计关系。统计模型的结构简单,对数据的要求较低,便于使用,同时能保证一定的精度,对于早期研究来说实用性较强,获得了广泛的应用(Line D E, 1998)。但统计模型没有考虑污染物的迁移转化机理,功能也较为单一,不能对非点源污染的产生和迁移转化过程进行动态模拟。常用的非点源污染统计模型有通用土壤流失方程模型(USLE)、径流曲线方程(SCS)等。

随着非点源污染研究的深入,非点源污染的广泛监测以及非点源污染迁移转化机理的揭示,非点源污染模型研究重点逐步从统计模型向机理模型方向发展。20 世纪 70 年代中期至 80 年代末,非点源污染模型迅速发展起来。早期的非点源污染机理模型是集总式模型,具有代表性模型为美国农业部提出的 CREAMS(Chemicals Runoff and Erosion from Agricultural Management System)模型,主要应用于农田水、泥沙、营养物和杀虫剂模拟以及管理措施的影响。此后

在 CREAMS 模型的基础上进一步开发了一系列的农业非点源污染模型，例如农田小区模型 EPIC、模拟农业活动对地下水影响的 CLEAMS，然而集总模型不考虑时空变异性，适用流域面积较小(薛金凤等，2002)。

随着计算机技术的快速发展和 3S 技术在流域研究中的应用，以 GIS 为平台的分布式流域非点源污染模型被开发出来，其中较为著名的有 AGNPS(Agricultural Non-Point Source)以及 AnnAGNPS(Annualized Agricultural Non-Point Source)、HSPF(Hydrologic Simulate Program-Fortran)、SWAT(Soil and Water Assessment Tool)等。此类模型考虑流域系统中不同土地利用类型的分布以及气象因素的时空分布，实现对大尺度区域非点源污染的模拟计算。

相比于西方发达国家，我国农业非点源污染的研究起步较晚，研究始于 20 世纪 80 年代初的湖泊、水库富营养化调查和河流水质规划(王少丽等，2007)，我国先后开展了太湖、巢湖、三峡库区等众多大型湖泊、水库的农业非点源污染研究(史伟达，2009)。这一时期主要以借鉴发达国家研究成果，并结合我国实际情况，以建立一些经验统计和概念性模型为主。如刘枫等(1988)开展了非点源污染负荷的量化方法研究，成功将 USLE 方法应用于识别天津于桥水库流域非点源污染的危险区域；吴林祖等(1987)从径流量与污染负荷相关性的角度出发，对城市径流污染负荷模拟模型的应用情况进行了探讨。输出系数模型(Export Coefficient Models)是一种典型的统计模型，来自一种称为“单位负荷测算”的研究思路，它忽略非点源污染复杂的迁移转化过程，可以使用统计数据开展污染负荷计算(Shrestha S，2008)，因其结构简单和数据获取容易等特点在国内得到广泛应用(薛利红等，2009)。梁常德等(2007)基于 SLURP 水文模型和输出系数法，模拟计算了长江重庆寸滩断面以上流域的 TN、TP 非点源污染负荷，李怀恩等(2010)运用输出系数法，估算了南水北调中线陕西水源区非点源污染总氮负荷，结果表明非点源污染是陕西水源区水环境质量的一个重要影响因素。

进入 20 世纪 90 年代，我国开始深入研究农业非点源污染的产污机理以及影响因素，统计模型仍在农业非点源污染研究中占据了重要地位(杨淑静等，2009)。随着国外非点源污染机理模型的引进以及 3S 技术的发展，我国学者在不同尺度、不同区域内运用机理模型开展了大量非点源污染模拟研究，其中 SWAT 模型是目前国内应用最多的机理模型。许其功等(2008)将 SWAT 模型模拟三峡库区大宁

河流域非点源污染,结果表明流域西南部子流域是污染排放关键源区;秦耀民等(2009)在构建 SWAT 模型的基础上,通过对黑河流域不同土地利用情景下非点源污染负荷的定量化分析,研究了土地利用变化对黑河流域非点源的影响。

1.2.2 非点源污染模拟不确定分析研究现状

不确定性是客观事物所存在的普遍性质,它体现了客观环境的复杂性和人类对事物认知的局限性。对于非点源污染来说,不确定性可以分为非点源污染本身的不确定性和人为描述(模拟)的不确定性(余红等,2008),其中非点源污染模拟的不确定性一般来源于3种:输入信息的不确定性;模型结构的不确定性;模型参数的不确定性。

非点源污染模型的输入信息包括降雨、温度等气象数据、空间数据(数字高程模型、土地利用图、土壤类型图等)等。这些时间和空间的输入数据往往具有随机性或者系统误差,从而导致模型模拟结果的不确定性。郝芳华等(2003)评价了降雨的空间不均匀性对产水产沙的不确定性影响,研究表明模拟产水产沙的不确定性来自于降水的不均匀性。Shen Zhenyao 等(2012)运用不同的空间插值方法分析了降雨的空间变异性对大宁河流域水文及非点源污染模拟的不确定性影响。Chaplot(2005)探讨了不同分辨率的 DEM 对美国 LowerWalnut Creek 流域非点源污染的影响,发现 DEM 分辨率对泥沙和氮负荷的模拟结果具有较大影响。

模型结构的不确定性一般由于对实际过程认识的不足或实际过程过于复杂而采取的一些简化处理或是应用于与模型假设条件不相符的区域而产生的。对于模型结构的不确定性,一般通过开发适合实际情况的模型或是对已有模型进行改进来克服。

目前模型模拟的不确定性研究主要以模型参数的不确定性分析为主。参数的不确定性来源于自然的多变性、现有数据的不足或使用了缺乏代表性、缺乏经验和历史累积的数据(Beck M B,1987)。常用的参数不确定性分析方法有敏感性分析方法、一阶误差分析、蒙特卡洛模拟法、Bootstrap 法、贝叶斯理论、GLUE 方法等。余红等(2008)采用蒙特卡洛法分析了大宁河流域非点源污染的不确定性影响因素,结果表明非点源污染的不确定性具有周期性变化,且径流的不确定性较小,泥沙、营养物质的不确定性较大。Zhanling Li 等(2010)应用 Bootstrap 方法进行了 SWAT 模型参数不确定性分析,研究结果得到参数不确定性对模型模拟

结果的不确定性影响较小。Muleta(2005)等运用 GLUE 方法对 SWAT 模型的参数进行了不确定分析,研究认为模型对泥沙负荷的模拟具有较大不确定性,径流的不确定性较小。郝芳华等(2004)以洛河流域为研究区,采用摩尔斯分类筛选法对 SWAT 模型参数进行了敏感性分析,得到土壤可持水量(SOL_AWC)、土壤蒸发补偿系数(ESCO)、SCS 径流曲线系数对污染负荷输出的具有较大敏感性的结论。

1.3 研究内容及技术路线

1.3.1 研究内容

本文针对伊通河流域非点源污染问题开展以下研究内容:

(1)在构建伊通河流域空间数据库和属性数据库的基础上,对模型进行校准与验证,建立流域非点源污染 SWAT 模拟模型,模拟计算伊通河流域非点源污染负荷,分析非点源污染物的空间分布特征,对伊通河流域非点源污染物的关键源区进行识别。

(2)针对关键源区并参考最佳管理措施(BMPs),提出伊通河流域非点源污染物治理措施,并运用模型预测治理措施的污染物负荷削减效果。

(3)在模型参数敏感性分析的基础上,利用拉丁超立方抽样方法对敏感参数随机抽样,输入并运行模拟模型,获得反映模拟模型输入-输出关系的数据集。然后应用径向基函数神经网络建立模拟模型的替代模型,分析其可靠性并代替模拟模型进行不确定分析。

(4)利用所建立的替代模型,应用蒙特卡洛模拟方法,进行模型参数的不确定分析。

1.3.2 技术路线

本文的技术路线如下:

(1)基础资料的收集

收集研究区的水文、水质、气象、土壤、地形地貌等相关资料,为后续研究构建奠定基础。

(2)研究区空间数据库以及属性数据库的构建

在资料收集的基础上,构建模型所需要的空间数据库及属性数据库,空间数据库包括伊通河流域数字高程模型、土壤类型图、土地利用类型图;属性数据库

包括伊通河流域气象数据库、土壤属性数据库等。

(3)伊通河流域非点源污染负荷的模拟与计算

通过模型校准与验证，建立伊通河流域非点源污染 SWAT 模拟模型，模拟计算伊通河流域非点源污染物负荷。运用 arcgis 软件绘制研究区非点源污染分布图，分析其分布特征，识别出污染物输出的关键源区。

(4)非点源污染管理措施的模拟计算

综合考虑流域特点，针对关键源区并参考最佳管理措施，提出伊通河流域非点源污染物管理措施，并运用模型情景模块，设置管理措施情景，模拟计算不同情景下的非点源污染负荷，分析其非点源污染物削减效果。

(5)替代模型的建立

在模型参数敏感性分析的基础上，运用拉丁超立方抽样方法在模型敏感参数取值范围内随机取样作为输入变量，并带入并运行 SWAT 模拟模型，获得相应模型输出结果作为输出变量，作为建立替代模型的训练样本和检验样本。应用径向基函数神经网络的方法建立伊通河流域非点源污染 SWAT 模拟模型的替代模型，用以进行流域非点源污染不确定分析。

(6)伊通河流域非点源污染不确定分析

应用蒙特卡洛模拟技术进行模型参数的不确定分析。首先利用拉丁超立方抽样方法对敏感参数随机取样，代入替代模型，得到相应输出结果。对模拟结果进行统计分析，分析出模拟结果的不确定性，并计算在 90%和 80%置信水平下，流域非点源污染负荷输出量以及治理措施的非点源污染物削减率的置信区间。

本文技术路线图如下：

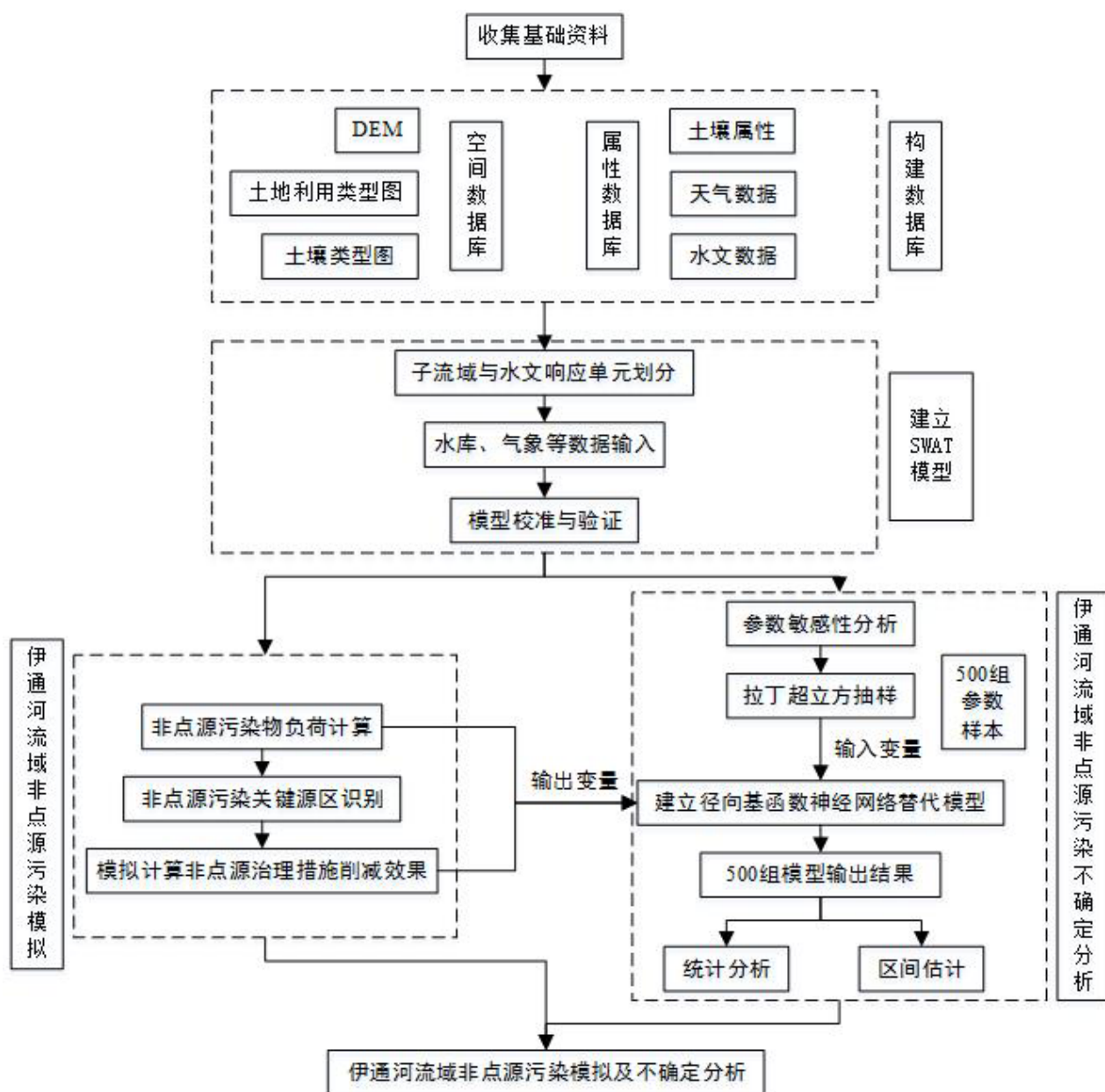


图 1.1 技术路线图

Fig.1.1 Technology route

第2章 研究区概况

2.1 地理位置

伊通河流域面积 8840km²，地处东经 124°30′~125°45′，北纬 43°0′~44°45′。伊通河发源于吉林省伊通县，全长 342.5km，由南向北贯穿长春市城区，流经伊通县、长春市、德惠市、农安县，在农安县境内靠山镇附近汇入饮马河后流入第二松花江，伊通河流域地理位置见图 2.1。

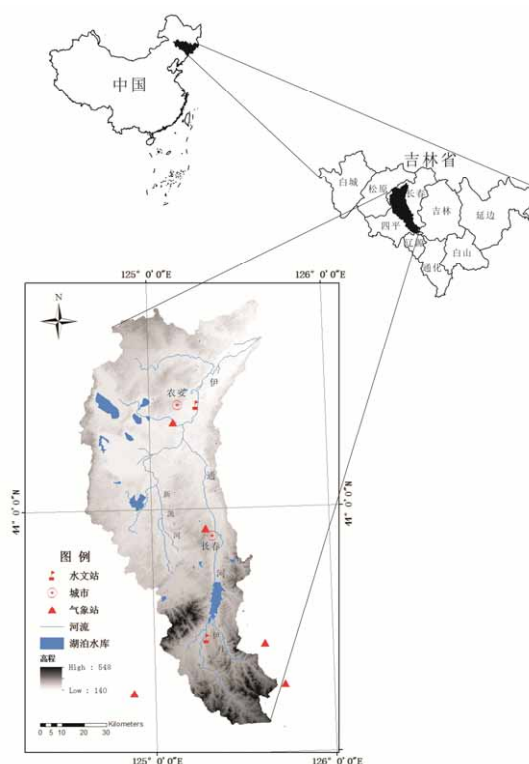


图 2.1 伊通河流域地理位置图

Fig.2.1 Location of Yitong River watershed

2.2 地形地貌

伊通河流域地处东北平原腹地，长春市以南的上游地区地势较高，海拔为 200~500m；下游农安县和德惠市的地势较低，海拔为 50~200m，上下游差距较大。

流域内的主要地貌为一级阶地和波状台地，次要地貌为丘陵状台地和低山丘陵。一级阶地分布于伊通河和新凯河谷地，海拔 190~205m，厚度为 6~12m，阶地地段表面较为平坦，并向河道和下游倾斜；波状台地分布于伊通河与新凯河之

间的地段，是宋辽波状平原的一部分，波峰与波谷之间的高差达到 10~15m；丘陵状台地的相对高差为 10~30m，大体向北东、南西延展，海拔高度为 200~250m；低山丘陵地貌分布于长春市区的东部，海拔高度为 250~350m，相对高差为 30~50m。

2.3 气象

伊通河流域属于中温带大陆性半湿润季风气候类型。年平均气温 4.8℃，1 月份温度最低，平均气温约为-17.2℃左右，6-8 月份的温度较高，平均可达 25℃左右；年平均降水量 583.5mm，主要集中在 6~9 月份，占全年降水量的 80%以上，多年平均蒸发量 1662.4mm；多年平均日照数 2643.5h，最长日照时数一般出现在 6、7 月份，可达 14 小时以上，适合作物生长；多年平均风速 4.5m/s 以上，3-5 月份多风，一般最大风速出现在春季，日最大平均风速 14m/s。

2.4 河流水系

伊通河是第二松花江重要支流，多年平均径流量为 5.48 亿 m³，河床平均宽 15m~30m，平均比降 0.5‰，属于季节性河流，上游建有寿山水库和新立城水库。伊通河上游有两个源头，由南向北的支流有小伊通河、干沟子河、双庙子河、伊丹河、碱草沟、小河沿子河、西河沟、东新开河、四间河、新凯河、小苇子沟、大苇子沟等。其中伊丹河和新凯河是伊通河较为重要的两条支流。伊丹河发源于伊通县地局子乡的崇山峻岭中，在朝阳区乐山镇南汇入伊通河，全长 52.2km。新凯河发源于伊通县的景台乡，流至农安镇后汇入伊通河，全长 113.7 km，流域面积 2289km²。

2.5 社会经济

伊通河流域面积占吉林省总面积的 32.59%。流域内现有人口 485.5 万人，其中农业人口为 196.2 万人，非农业人口 289.3 万人。伊通河流域农牧业发达，吉林省的主要商品粮生产基地就坐落在流域内。流域内耕地面积为 65.4 万 hm²，约占流域总面积的 70%以上，主要经济作物和农副产品为玉米、谷子、水稻、高粱、大豆、马铃薯、甜菜以及梅花鹿肉、牛肉、猪肉和鸡肉等。

第3章 伊通河流域 SWAT 模型数据库的构建

3.1 SWAT 模型概述

SWAT(Soil and Water Assessment Tool)模型是 20 世纪 90 年代由美国农业部农业研究中心(USDA-ARS)在 SWRRB(Shrestha S et al. , 2008)基础上开发的基于过程的连续性分布式流域水文模型(Naresh P et al. , 2012 ; Sakaguchi A et al. , 2014)。它主要用于流域水文和营养物质的模拟 , 预测土地管理措施对复杂流域的水文、泥沙和营养物质的影响(Arnold et al. , 1998 ; 李占玲和徐宗学 , 2010 ; 郑捷等 , 2011 ; Strauch M et al. , 2013)。SWAT 模型结构上分为水文过程、土壤侵蚀和污染负荷 3 个子模型(Green and Griensven , 2008 ; Huang Z H et al. , 2009 ; 肖军仓等 , 2010)。

3.1.1 水文过程子模型

SWAT 模型水文模拟主要包括水文循环陆地阶段和水文循环河道演算阶段两个部分(Rathjens H et al. , 2012 ; 蔡孟林 , 2013)。水文循环陆地阶段主要是模拟流域内进入河道中水、泥沙、营养物质的量 ; 水文循环河道演算阶段主要是对水、泥沙、营养物质在河道中运移至流域出口过程的描述(王中根等 , 2003 ; 张荣飞 , 2014)。

3.1.1.1 水文循环陆地阶段

水文循环陆地阶段主要包括流域产流及坡面汇流阶段 , 是在水量平衡的基础上(夏军等 , 2003) , 对地表径流、地下径流、蒸散发、融雪径流等水文循环过程的模拟与计算(王鹏 , 2006)。模型中采用的水量平衡表达式如下 :

$$SW_t = SW_0 + \sum_{i=1}^t (R_{day} - Q_{surf} - E_a - W_{seep} - Q_{gw}) \quad (3.1)$$

式中 SW_t 为土壤最终含水量 , mm ; SW_0 为土壤前期含水量 , mm ; R_{day} 为第 i 天降水量 , mm ; Q_{surf} 为第 i 天的地表径流 , mm ; E_a 为第 i 天的蒸发量 , mm ; W_{seep} 为第 i 天存在于土壤剖面地层的渗透量和测流量 , mm ; Q_{gw} 为第 i 天地下水含量 , mm。

(1) 地表径流

降雨径流是模拟土壤侵蚀和营养物流失的基础。SWAT 模型提供 SCS 曲线数法和 Green&Ampt 模型两种方法模拟降雨径流,其中 SCS 曲线数法较为常用。SCS 曲线数法是一种经验模型,它可以在无降水过程资料而只有降水总量资料时进行降水径流模拟,其基本表达式为:

$$\frac{F}{S} = \frac{Q}{P - I_a} \quad (3.2)$$

式中 P 为一次性降水总量, mm; Q 为径流量, m^3/s ; I_a 为产生地表径流前的降雨损失, mm; F 为产生地表径流后的降雨损失, mm; S 为流域当时的可能最大滞留量, mm。

流域可能最大滞留量 S 在空间上与土地利用方式、土壤类型和坡度等下垫面因素密切相关,因此 SCS 模型引入径流曲线数(CN 值)可较好地确定 S , 公式如下:

$$S = \frac{25400}{CN} - 254 \quad (3.3)$$

CN 是一个无量纲参数, CN 值是反映降雨前期流域特征的一个综合参数,它是前期土壤湿度、坡度、土地利用方式和土壤类型状况等因素的综合。

(2) 蒸散发量

SWAT 模型对蒸散发的模拟考虑的是地表水转化为水蒸气的过程,包括树冠截留的水分蒸发、蒸腾和升华及土壤水的蒸发。模型提供了 Penman-Monteith、Priestley-Taylor 和 Hargreaves 三种方法计算潜在蒸散发量,其中 Penman-Monteith 方法在计算流域潜在蒸发时较为常用。在此基础上计算实际蒸散发,首先从植被冠层截留的蒸发开始计算,依次计算最大蒸腾量、最大升华量、最大土壤水分蒸发量、实际升华量和土壤水分蒸发量(郝芳华等, 2006)。

(3) 壤中流

下渗到土壤中的水可以在土壤表层或分层土层内形成侧向径流,即为壤中流。SWAT 模型采用动力贮水的方法计算壤中流。相对饱和区厚度 H_0 计算公式为:

$$H_0 = \frac{2 \times SW}{1000 \times \Phi_d \cdot L_{hill}} \quad (3.4)$$

式中： SW 为土壤饱和区内可流出的水量，mm； L_{hill} 为山坡坡长，m； Φ_d 为土壤可出流的孔隙率。

山坡出口断面的净水量为：

$$Q_{lat} = 24 \times H_0 \cdot v_{lat} \quad (3.5)$$

式中： v_{lat} 为出口断面处的流速，mm/h。表达式为：

$$v_{lat} = K_{sat} \cdot slp \quad (3.6)$$

式中： K_{sat} 为土壤饱和导水率，mm/h； slp 为坡度。

模型中壤中流公式为：

$$Q_{lat} = 0.024 \times \frac{2 \times SW \cdot K_{sat} \cdot slp}{\Phi_d \cdot L_{hill}} \quad (3.7)$$

(4) 地下径流

地下水以基流形式存在是地表径流稳定的补给来源。模型中计算地下水的表达式为：

$$Q_{gw,i} = Q_{gw,i-1} \cdot \exp(-\alpha_{gw} \cdot \Delta t) + w_{rchrg} \cdot [1 - \exp(-\alpha_{gw} \cdot \Delta t)] \quad (3.8)$$

式中： $Q_{gw,i}$ 为第 i 天进入河道的地下水补给量，mm； $Q_{gw,i-1}$ 为第 $(i-1)$ 天进入河道的地下水补给量，mm； Δt 为时间步长，d； w_{rchrg} 为第 i 天蓄水层的补给流量，mm； α_{gw} 为基流的退水系数。其中补给流量由下式计算：

$$w_{rchrg,i} = [1 - \exp(-1/\delta_{gw})] \cdot w_{seep} + \exp(-1/\delta_{gw}) \cdot w_{rchrg,i-1} \quad (3.9)$$

式中： $w_{rchrg,i}$ 为第 i 天蓄水层补给量，mm； δ_{gw} 为补给滞后时间，d； w_{seep} 为第 i 天通过土壤剖面底部进入地下含水层的水分通量，mm/d； $w_{rchrg,i-1}$ 为第 $(i-1)$ 天蓄水层补给量，mm。

3.1.1.2 水文循环河道演算阶段

模型河道演算阶段主要包括主河道演算和水库演算。主河道的演算包括河道洪水演算、河道沉积演算以及河道营养物质和农药演算；水库演算包括水库水量平衡演算、水库泥沙演算、水库营养物质和农药演算，其中水库水量平衡包括入流、出流、表面的降水、蒸发、从库底渗漏、引水和回归流。

3.1.2 土壤侵蚀子模型

SWAT 模型采用修正的通用土壤流失方程(Modified Universal Soil Loss Equation, MUSLE) (Odongo V O et al., 2013)计算降雨径流下的土壤侵蚀量。MUSLE 是 Sivertun 等以通用土壤流失方程(Universal Soil Loss Equation, USLE)为基础提出的一种计算土壤侵蚀量的模型(丁恩俊等, 2010)。在 MUSLE 中, 用径流因子代替降水动能, 改善了泥沙产量的预测。MUSLE 表达式为:

$$m_{sed} = 11.8 \times (Q_{surf} \cdot q_{peak} \cdot A_{hru})^{0.56} \cdot K_{USLE} \cdot C_{USLE} \cdot P_{USLE} \cdot LS_{USLE} \cdot CFRG \quad (3.10)$$

式中: m_{sed} 为土壤侵蚀量, t; Q_{surf} 为地表径流, mm/h; q_{peak} 为洪峰径流, m³/s; A_{hru} 为水文响应单元(HRU)的面积, hm²; K_{USLE} 为土壤侵蚀因子, 无量纲; C_{USLE} 为植被覆盖和管理因子, 无量纲; P_{USLE} 为保持措施因子, 无量纲; LS_{USLE} 为地形因子, 无量纲; $CFRG$ 为粗碎屑因子, 无量纲。

3.1.3 污染负荷子模型

SWAT 模型的污染负荷子模型主要是模拟氮、磷营养物质的迁移和转化(邓欧平等, 2013)。

氮素的迁移转化包含在径流、侧流和入渗中的 NO₃ 通过水量和平均聚集度来计算, 在地下的入渗和侧流考虑了过滤的因素影响(Kannan K et al., 2007)。氮素可以分为溶解态氮和吸附态氮。其中溶解态氮主要为硝态氮, 在计算硝态氮总量之前需要先计算自由水(mobile water)中硝态氮浓度, 然后用浓度乘以各个水路流动水的总量, 即可得到硝态氮总量。自由水硝态氮浓度计算见下式:

$$\rho_{mobile} = \frac{\rho_{ly} \cdot \exp\left[\frac{-w_{mobile}}{(1-\theta_e) \cdot SAT_{ly}}\right]}{w_{mobile}} \quad (3.11)$$

式中: ρ_{mobile} 为自由水中硝态氮浓度, kg/mm; ρ_{ly} 为土壤中硝态氮的量, kg/hm²; w_{mobile} 为土壤中自由水的量, mm; θ_e 为孔隙度; SAT_{ly} 为土壤饱和含水量。

吸附态氮主要为有机氮, 模型采用 McElroy 等开发经由 Williams 和 Hann(1978)修改的模型来模拟。表达式为:

$$\rho_{orgN_{surf}} = 0.001 \times \rho_{orgN} \cdot \frac{m}{A_{hru}} \cdot \varepsilon_N \quad (3.12)$$

式中： $\rho_{orgN_{surf}}$ 为有机氮流失量，kg/hm²； ρ_{orgN} 为有机氮在表层(10mm)土壤中的浓度，kg/t； m 为土壤流失量，t； A_{hru} 为水文响应单元的面积，hm²； ε_N 为氮富集系数，无量纲。

磷素也分为溶解态磷和吸附态磷(Nasr A et al., 2007)。溶解态磷在土壤中的迁移主要通过扩散作用实现的，由于溶解态磷不是很活跃，所以由地表径流以溶解态形式带走的土壤表层的磷很少，地表径流输移的溶解态磷由下式计算：

$$P_{surf} = \frac{P_{solution,surf} \cdot Q_{surf}}{\rho_b \cdot h_{surf} \cdot k_{d,surf}} \quad (3.13)$$

式中： P_{surf} 为通过地表径流流失的溶解态磷，kg/hm²； $P_{solution,surf}$ 为土壤中溶解态磷，kg/hm²； ρ_b 为土壤容质密度，mg/m³； h_{surf} 为表层土壤深度，mm； $k_{d,surf}$ 为土壤磷分配系数，无量纲。

吸附态磷主要分为有机磷和矿物质磷，通常吸附在土壤颗粒上随径流迁移。计算表达式为：

$$m_{p_{surf}} = 0.001 \times \rho_p \cdot \frac{m}{A_{hru}} \cdot \varepsilon_p \quad (3.14)$$

式中： $m_{p_{surf}}$ 为有机磷流失量，kg/hm²； ρ_p 为有机磷在表层土壤中的浓度，kg/t； m 为土壤流失量，t； A_{hru} 为水文响应单元的面积，hm²； ε_p 为磷富集系数，无量纲。

3.2 模型数据库的构建

为了使所建立的模型准确地反映出研究区的自然地理条件以及人类活动条件，SWAT 模型在进行模拟之前，需要构建研究区数据库，主要包括空间数据库以及属性数据库(Qiu L J et al., 2012)。

3.2.1 模型空间数据库

SWAT 模型的空间数据库包括数字高程模型(Digital Elevation Model ,DEM)、土地利用类型图以及土壤类型图。SWAT 模型的空间数据需要具有相同的地理坐

标和投影，本研究运用 Albers 等积投影方法对研究区 DEM、土地利用类型图和土壤类型图进行投影转化，使空间数据的地理坐标与投影保持一致。

3.2.1.1 伊通河流域数字高程模型

DEM 是 SWAT 模型进行子流域划分、生成水系和进行水文过程模拟所需的基础数据，是进行研究区地形特征分析的主要手段(秦福来等，2006)。

本研究中所用 DEM 图是从国际科学数据服务平台网站上下载的 30m×30m 分辨率的栅格图。应用 ArcGIS 软件中的 Fill Sink 功能组件，对 DEM 图进行“填洼”处理，以降低低凹洼地对水流流动轨迹和产、汇流计算的干扰。伊通河流域高程大致在 140m~548m 之间，由南向北高程逐渐降低，见图 3.1。

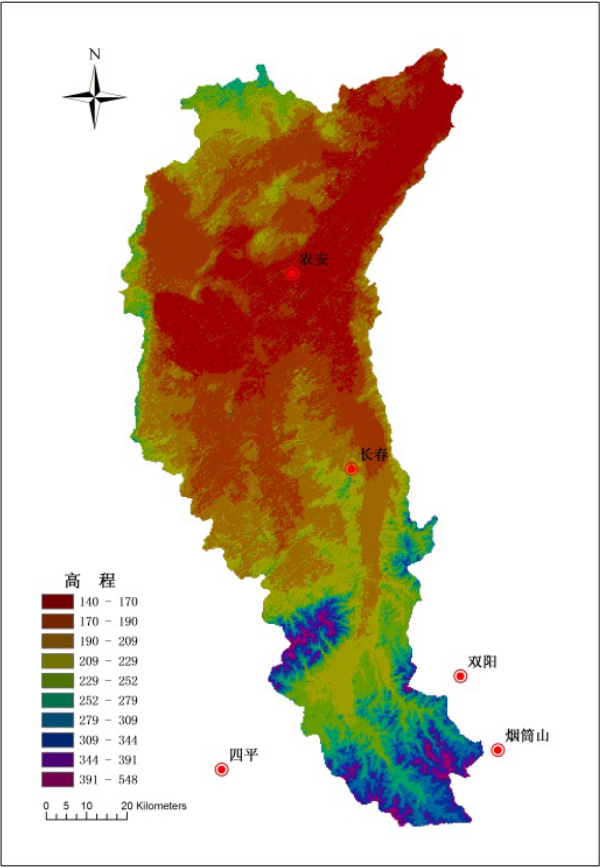


图 3.1 伊通河流域数字高程图

Fig.3.1 DEM of Yitong River watershed

3.1.1.2 伊通河流域土地利用类型图

用 Arc/Info 软件将分区的 2008 年 1：50 万的土地利用类型图进行合并，然后用已确定好的流域边界进行切割，获得伊通河流域土地利用类型图。为满足 SWAT 模型模拟的需要，根据土地利用分类系统中的定义，将研究区土地利用类

型进行重分类，共分为 7 种土地利用类型，分别为：林地、草地、旱田、水田、水域、乡镇及未利用土地，见图 3.2。

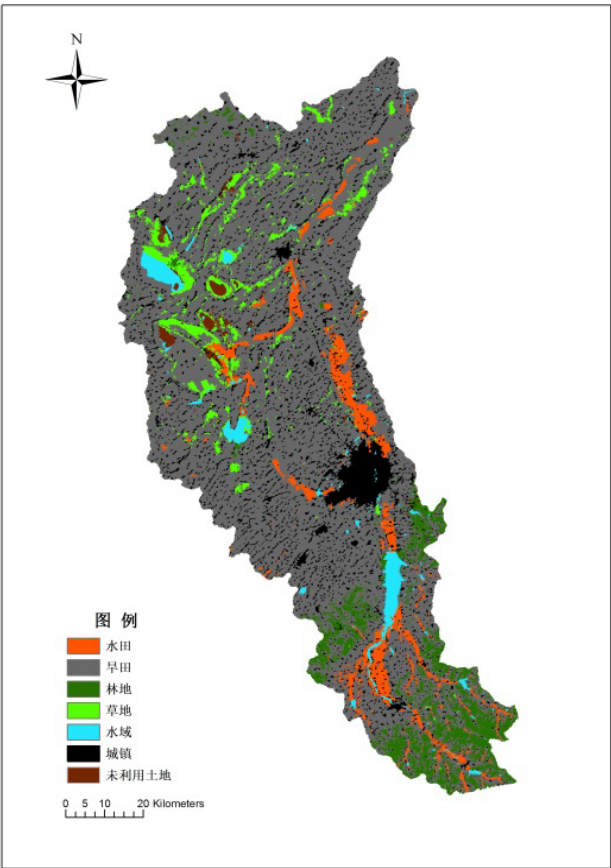


图 3.2 伊通河流域土地利用类型图

Fig.3.2 Landuse of Yitong River watershed

表 3.1 土地利用代码及面积

Table.3.1 Code and area of landuse

土地类型	模型代码	图件代码	面积（ha）	比例（%）
旱田	CORN	121-123	569572.22	65.87
水田	RICE	112-113	55727.59	6.44
林地	FRST	21-24	55683.01	6.44
水域	WATR	42 43 46	28261.99	3.27
乡镇	URHD	51-53	99998.66	11.56
草地	PAST	31 32	46990.10	5.43
未利用土地	UNAL	63-66	8466.37	0.98

3.1.1.3 伊通河流域土壤类型图

土壤类型图采用纸质 1：50 万的土壤类型图作为底图在 ArcGIS 中绘制，通过《吉林土壤》(吉林省土壤肥料总站，1998)、《吉林土种志》(刘炜等，1997)

等文献，把研究区内的土壤类型主要分为 13 类，分别为：暗棕壤土、白浆土、黑土、黑钙土、盐土、草甸土、水稻土、新积土、沼泽土、泥炭土、风沙土等，见图 3.3。

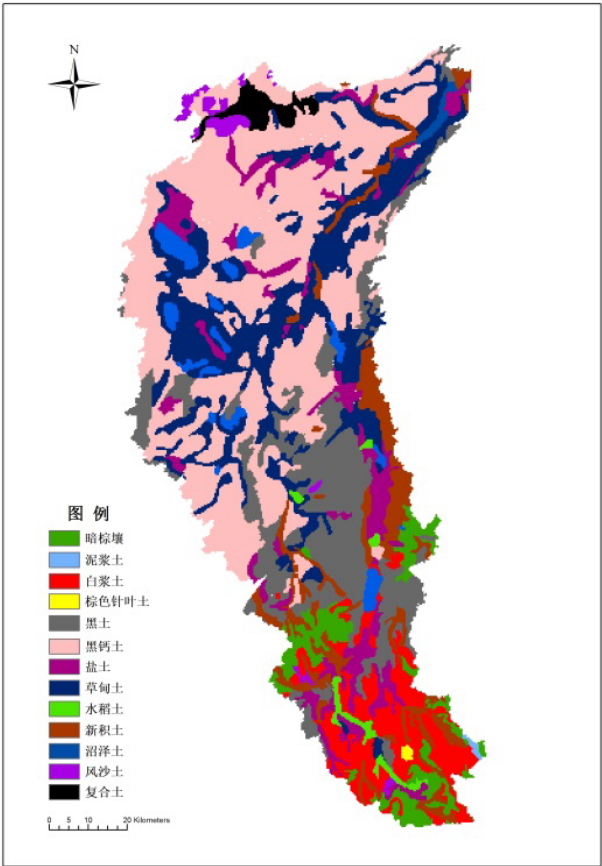


图 3.3 伊通河流域土壤类型图

Fig.3.3 Soil of Yitong River watershed

表 3.2 各土壤类型代码及其面积比例

Table.3.2 Code and area of soil type

土壤类型	模型代码	面积（ha）	比例（%）
黑钙土	heigaitu	331576.58	34.21
草甸土	caodiantu	218708.12	22.56
黑土	heitu	150908.99	15.57
新积土	xinjitu	72696.96	7.50
白浆土	baijiangtu	64595.20	6.66
暗棕壤土	anzongrangtu	42503.40	4.38
风沙土	fengshatu	25025.57	2.58
碱土	jiantu	23868.09	2.46
沼泽土	zhaozetu	18416.97	1.90
复合土	fuhetu	9790.08	1.01
水稻土	shuidaotu	8308.59	0.86

土壤类型	模型代码	面积 (ha)	比例 (%)
盐土	yantu	2049.23	0.21
棕色针叶林土	zhenyelintu	902.19	0.09

3.2.2 模型属性数据库

3.2.2.1 土壤数据库

SWAT 模型自带的土壤属性数据库为北美当地的土壤参数，不符合国内的实际情况，因此 SWAT 模型应用于国内流域建模时，需要建立研究区的土壤属性数据库。土壤物理属性数据库中主要参数及其定义见表 3.3。

表 3.3 土壤物理属性参数及其定义

Table.3.3 Physical properties and definitions of soil parameters

参数名称	定义	参数名称	定义
TITEL/TEXT	用于说明文件	SOL_AWC	土层可利用的有效水 (mm/mm)
SNAM	土壤名称	SOL_K	饱和水利传导系数 (mm/h)
HYDGRP	土壤水文学组分	SOL_CBN	有机碳含量
SOL_ZMX	最大根系的埋藏深度 (mm)	CLAY	粘土 (%), 直径<0.002mm
ANION_EXCL	阴离子交换孔隙度，默认值为 0.5	SILT	壤土 (%), 直径在 0.002~0.05mm 之间
SOL_CRK	土壤最大可压缩量 (可选项)	SAND	沙土 (%), 直径在 0.05~2.0mm 之间
TEXTURE	土壤层的结构	ROCK	砾石 (%), 直径>2.0mm
SOL_Z	土壤表层至底层深度 (mm)	SOL_ALB	地表反射率 (湿)
SOL_BD	土壤湿密度 (g/cm ³ 或 mg/m ³)	USLE_K	USLE 方程中的土壤侵蚀因子

本研究通过查询《吉林土种志》、《吉林土壤》和 HSWD 中国土壤数据集，确定土壤物理属性数据库中绝大部分的参数值。部分参数如土壤容重、饱和导水率及有效田间持水量等，则应用 SPAW (Soil-Plant- Atmosphere-Water) 软件计算得到。

3.2.2.2 气象数据库

本研究采用 2008~2012 年长春、农安、双阳、烟筒山、四平 5 个气象测站的逐日气象数据(降水量、最高和最低气温、相对湿度、太阳辐射、风速)构建气象数据库。将气象数据按照 SWAT 数据存储格式要求进行整理并保存为 txt 文件格式，建立气象测站位置表，用于将气象测站与气象数据相链接，气象测站位置表格式见表 3.4。

表 3.4 气象测站位置表

Table.3.4 Location of weather station

字段名	字段格式	定义
ID	整型	测站编码
NAME	最多 8 个字符	测站名
XPR	浮点	在已定义投影中的 X 坐标
YPR	浮点	在已定义投影中的 Y 坐标
ELEVATION	整型	测站高程(m)

气象是影响非点源污染的重要因素，因此其对模型输出结果影响较大。为保证气象数据完整，SWAT 模型需要建立天气发生器。天气发生器需要根据输入的流域多年逐月气象资料计算统计参数，当流域内气象数据缺失或难以获得时，天气发生器会根据所计算的统计参数来预测所缺失日期的气象资料，其主要包括参数有月日降水量(mm)，月日均降水量(mm)，月日降水量标准偏差，月日降雨量偏态系数等，具体见表 3.5。本研究运用四平市、长春市、农安县气象站 1961 年~2007 年的气象序列建立天气发生器，应用 pcpSWAT 和 dew&dew02 软件计算其参数。

表 3.5 天气发生器参数说明表

Table.3.5 Parameters of weather generator

参数	定义
TMPMX	月日均最高气温()
TMPMN	月日均最低气温()
TMPSTDMX	月日均最高气温标准偏差
TMPSTDMN	月日均最低气温标准偏差
PCPMM	月日均降水量(mm)
PCPSTD	月日均降水量标准偏差
PCPSKW	月日均降水量偏态系数
PR_W1	月内干日系数
PR_W2	月内湿日系数
PCPD	月均降雨天数
RAINHMX	最大半小时降雨量(mm)
SOLARAV	月日均太阳辐射量[kJ/(m ² · d)]
DEWPT	月日均露点温度()
WNDAY	月日均风速(m/s)

3.2.2.3 水文测站、水库

水文测站数据用于模型的校准与验证，包括径流量、输沙量和水质数据资料。本研究搜集到了上游伊通水文测站和下游农安水文测站 2009~2012 年月径流资

料和 2011~2012 年月输沙量资料。

新立城水库是位于流域上游的大型水库，其对流域水文循环的影响不可忽视，因此需要在模型模拟时加以考虑，其他小型水库和湖泊等在模型中均做概化处理。新立城水库的基本数据信息由野外实地监测和统计资料获取，包括新立城水库总库容 5.92 亿 m^3 ，设计蓄水位 218.83m，设计洪水位 220.48m，多年平均径流量 2.34 亿 m^3 ，含沙量 0.035~0.078 kg/m^3 ，以及 2009~2012 年水库每月放流数据。

第 4 章 伊通河流域非点源污染模拟

4.1 子流域及水文响应单元划分

4.1.1 子流域划分

SWAT 模型生成河流水系的有两种方法,一种方法可以基于流域数字高程模型,根据研究区地势起伏变化,确定流域水系;另一种方法是加载已有河流水系图件。由于水系资料的缺乏,本研究通过 DEM 直接生成流域水系。SWAT 模型通过设置子流域集水面积阈值(即子流域最大面积),和确定流域总出口位置,进行研究区子流域的划分(郝振纯等,2010)。本研究根据经验并参考相关文献设置子流域集水面积阈值为 15000ha,将伊通河流域划分为 32 个子流域,子流域划分结果见图 4.1。

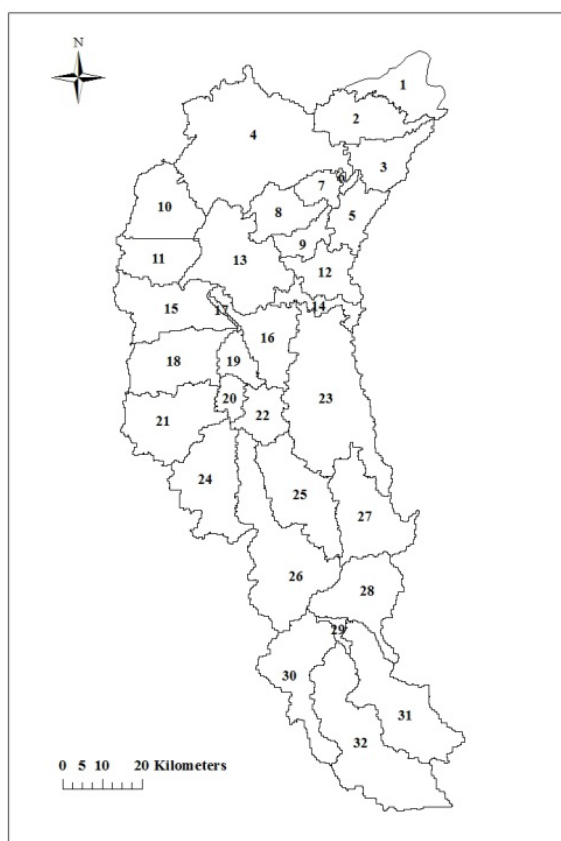


图 4.1 子流域划分

Fig.4.1 The sub-basin of the Yitong River watershed

4.1.2 水文响应单元划分

在子流域划分的基础上,根据不同的土地利用类型和土壤类型的组合,在每一个子流域内进一步划分水文响应单元(Hydrologic Response Unit ,HRU)。SWAT 提供的 HRU 的划分方式有两种:(1)根据子流域内面积最大的土地利用类型和土壤类型组合将子流域划分为单一 HRU,这种划分方式适用于土地利用类型和土壤类型较为简单的流域;(2)根据不同土地利用类型、土壤类型和坡度组合将子流域划分为多个 HRUs,每个 HRU 具有一种土地利用类型、土壤类型和坡度(Kannan N et al., 2007;王晓燕等,2008),这种适用于复杂流域。本文采用第二种 HRU 划分方式,根据伊通河流域实际情况,设置土地利用面积阈值为 4%,土壤面积阈值为 10%,共划分为 312 个 HURs。

4.2 模型参数敏感性分析

在初步建立 SWAT 模型,赋予模型初值后,需进行模型的校准与验证。由于 SWAT 模型的参数众多,如果对模型参数逐一校准,工作量较大,因此一般采用敏感性分析的方法,对模型参数进行敏感性分析,挑选出对模型模拟结果影响较大的参数,以减少模型校准验证过程中的工作量(Klaus and Khardt, 2003; Francos et al., 2003)。

SWAT 模型在引入了敏感性分析模块,便于使用者进行参数敏感性分析,所采用的方法为 LH-OAT 敏感性分析方法。参与敏感性分析的参数见表 4.1。

表 4.1 敏感性分析参数

Table.4.1 Parameters of sensitivity analysis

参数	定义	参数	定义
ALPHA_BF	基流 系数	ESCO	土壤蒸发补偿系数
GW_DELAY	地下水滞后系数	EPCO	植物蒸腾补偿系数
GW_REVAP	地下水再蒸发系数	SPCON	泥沙输移线性补偿系数
RCHRG_DP	深蓄水渗透系数	SPEXP	泥沙输移指数系数
REVAPMIN	浅层地下水再蒸发系数	SURLAG	地表径流滞后时间
GWQMN	浅层地下水径流系数	SMFMX	6 月 21 日雪融系数
CANMX	最大冠层蓄水量	SMFMN	12 月 21 日雪融系数
GWNO3	地下水的硝酸盐浓度	SFTMP	降雪温度
CN2	SCS 径流曲线系数	SMTMP	雪融最低气温

参数	定义	参数	定义
SOL_K	饱和水力传导系数	TIMP	结冰气温滞后系数
SOL_Z	土壤深度	NPERCO	氮渗透系数
SOL_AWC	土壤可利用水量	PPERCO	磷渗透系数
SOL_SOL_LABP	土壤易分解磷起始浓度	PHOSKD	土壤磷分配系数
SOL_ORGN	土壤有机氮起始浓度	CH_EROD	河道冲刷系数
SOL_ORGP	土壤有机磷起始浓度	CH_N	主河道曼宁系数值
SOL_NO3	土壤 NO3 的起始浓度	TLAPS	气温递减率
SOL_ABL	潮湿土壤反照率	CH_COV	河道覆盖系数
SLOPE	平均坡度	CH_K2	河道有效水力传导系数
SLSUBBSN	平均坡长	USLE_C	植物覆盖因子最小值
BIOMIX	生物混合效率系数	BLAI	最大潜在叶面积指数
USLE_P	USLE 水土保持措施因子		

通过模型敏感性分析，获得敏感性参数，下表列出敏感性前七的参数，结果如表 4.2 所示。

表 4.2 敏感性分析结果

Table.4.2 Results of sensitivity analysis

敏感性排序	径流	泥沙	总氮	总磷
1	CN2	SPCON	NPERCO	PPERCO
2	ESCO	CN2	SOL_ORGN	PHOSKD
3	SOL_AWC	SPEXP	USLE_P	CN2
4	GWQMN	SLOPE	SOL_NO3	SOL_ORGP
5	ALPHA_BF	ULSE_P	CN2	SLOPE
6	SOL_Z	SOL_Z	BIOMIX	USLE_P
7	SLOPE	GWQMN	SLOPE	USLE_C

从表中可以看出，对径流敏感性高的参数是 CN2、ESCO、SOL_AWC 等；对泥沙敏感性高的参数是 SPCON、CN2、SPEXP、SLOPE 等；总氮敏感性高的参数是 NPERCO、SOL_ORGN、USLE_P、SOL_NO3 等；总磷敏感性高的参数是 PPERCO、PHOSKD、CN2、SOL_ORGP 等。

4.3 模型的校准与验证

分布式模型为保证其应用的合理性和适用性，一般需要校准与验证，通过调节相关参数，使模型的模拟值接近实测值。

水文循环是水文模型运作的基础，降雨径流也是非点源污染的主要驱动力，

因此 SWAT 模型参数的校准与验证应先校准径流，其次为泥沙，最后校准水质。由于本研究未收集到研究区水质相关数据，因此仅对研究区的径流量与输沙量进行校准与验证。空间上，由上游测站向下游测站逐步校准，即先校准伊通水文站，其次校准农安水文站。

本研究采取手动校准与自动校准相结合的方法，首先运用试错法对模型进行粗调，当模拟值和实测值较为接近时，再应用 SWAT-CUP(Abbaspour, 2011)自动校准工具对参数进行进一步的调节。

4.3.1 模型模拟评价指标

模型模拟结果优劣程度可以直接反映出模型在研究区的适用性，通常可以选用相对误差 Re 、确定性系数 R^2 和 Nash-Sutcliffe 效率系数 E_{ns} 对模型模拟结果进行评价(Dechmi F et al., 2013)，表达式为

$$Re = \frac{Q_p - Q_0}{Q_0} \times 100\% \quad (4.1)$$

$$R^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (Q_0 - \overline{Q_0})(Q_p - \overline{Q_p})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_0 - \overline{Q_0})^2 \sum_{i=1}^n (Q_p - \overline{Q_p})^2}} \right]^2 \quad (4.2)$$

$$E_{ns} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_0 - \overline{Q_p})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_0 - \overline{Q_0})^2} \quad (4.3)$$

其中 Q_0 为观测值， $\overline{Q_0}$ 为观测值的均值， Q_p 为模拟值， $\overline{Q_p}$ 为模拟值的均值， n 为数据个数。当径流模拟值与实测值相对误差在 $\pm 20\%$ 内， $E_{ns} \geq 0.5$ ， $R^2 \geq 0.6$ ，且泥沙模拟值与实测值相对误差在 $\pm 30\%$ 内， $E_{ns} \geq 0.5$ ， $R^2 \geq 0.6$ 时，则符合 SWAT 模型模拟要求，可用于流域模拟(Santhi D et al., 2001；Moriasi D et al., 2007)。

4.3.2 模型的校准与验证

4.3.2.1 月径流的校准与验证

月径流量模拟以 2009~2011 年作为校准期，2012 年作为验证期，根据敏感

性分析结果选定 CN2、ESCO、SOL_AWC、GWQMN、ALPHA_BF 五个参数进行校准。

根据前述模型评价标准，模型月径流模拟结果良好，其中伊通水文站月径流校准期 R^2 为 0.93， E_{ns} 为 0.89；验证期 R^2 为 0.89， E_{ns} 为 0.80。相对误差校准期与验证期分别为-5.74%和-9.38%，说明模拟值低于实测值；农安站水文站月径流模拟校准期 R^2 为 0.89， E_{ns} 为 0.85；验证期 R^2 为 0.78， E_{ns} 为 0.74。相对误差校准期与验证期分别为-8.34%和-11.23%，说明模拟值低于实测值，见表 4.3 和图 4.2、图 4.3。

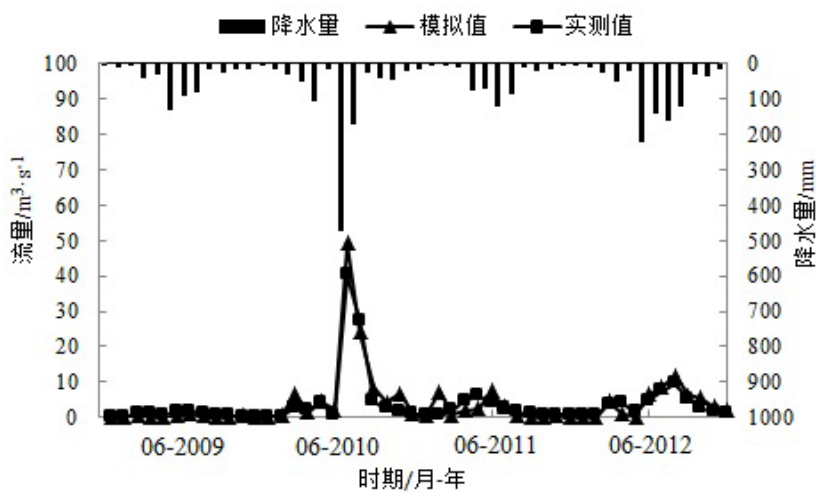


图 4.2 伊通站月径流量拟合曲线

Fig.4.2 Monthly runoff fitting curve of Yitong hydrologic station

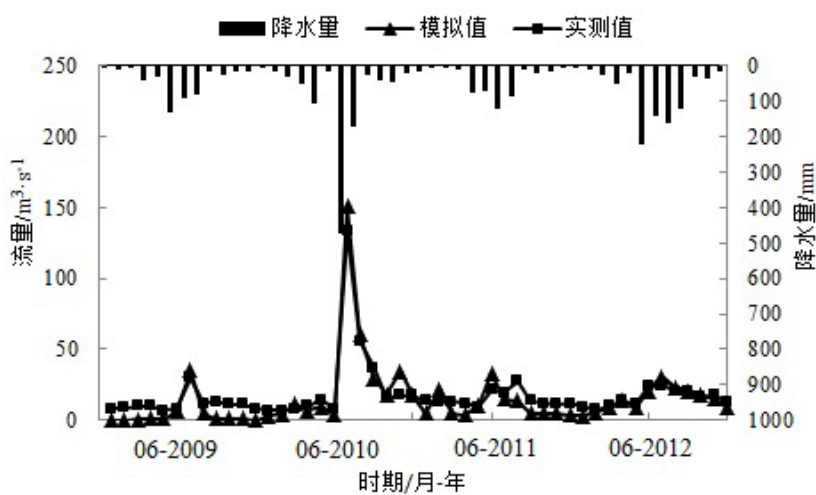


图 4.3 农安站站月径流量拟合曲线

Fig.4.3 Monthly runoff fitting curve of Nong'an hydrologic station

表 4.3 月径流量模拟评价

Table.4.3 Evaluation of monthly runoff simulation

模拟期	伊通站			模拟期	农安站		
	R^2	E_{ns}	$R_e(\%)$		R^2	E_{ns}	$R_e(\%)$
校准期	0.93	0.89	-5.74	校准期	0.89	0.85	-8.34
验证期	0.89	0.80	-9.38	验证期	0.78	0.74	-11.23

4.3.2.2 月输沙量的校准与验证

月输沙量模拟以 2011 年作为校准期，2012 年作为验证期，根据敏感性分析结果选定 SPCON、SPEXP、USLE_P 三个参数进行校准。

模型月输沙量模拟结果良好，其中伊通水文站月输沙量校准期 R^2 为 0.88， E_{ns} 为 0.86；验证期 R^2 为 0.85， E_{ns} 为 0.83。相对误差校准期与验证期分别为-6.65%和-10.56%，说明模拟值低于实测值；农安站水文站月输沙量模拟校准期 R^2 为 0.77， E_{ns} 为 0.73；验证期 R^2 为 0.70， E_{ns} 为 0.68。相对误差校准期与验证期分别为-11.34%和 14.22%，说明校准期模拟值低于实测值，验证期模拟值高于实测值，见表 4.4 和图 4.4、图 4.5。

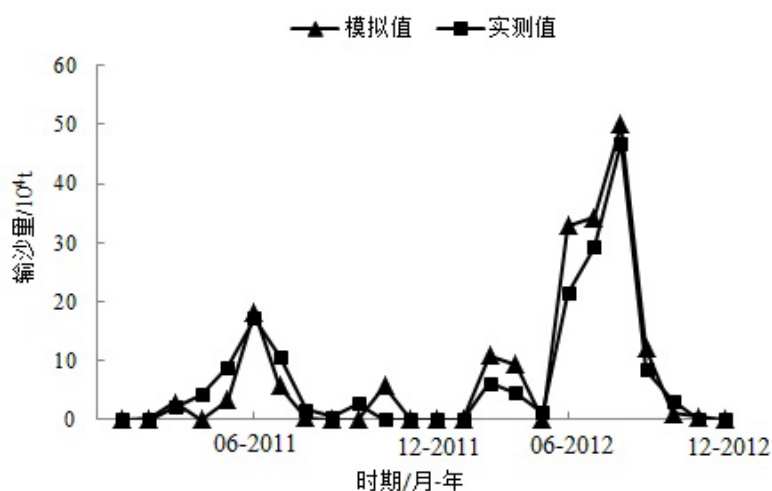


图 4.4 伊通站月输沙量拟合曲线

Fig.4.4 Monthly sediment fitting curve of Yitong hydrologic station

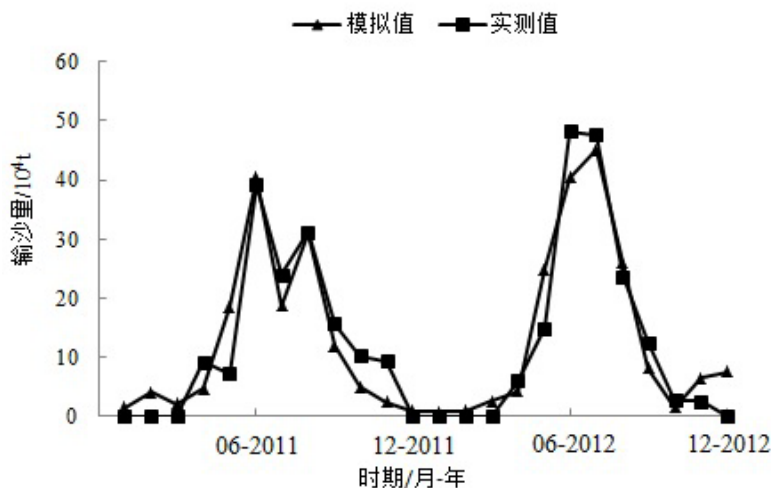


图 4.5 农安站月输沙量拟合曲线

Fig.4.5 Monthly sediment fitting curve of Nong'an hydrologic station

表 4.4 月输沙量模拟评价

Table.4.4 Evaluation of monthly sediment simulation

模拟期	伊通站			模拟期	农安站		
	R^2	E_{ns}	$R_e(\%)$		R^2	E_{ns}	$R_e(\%)$
校准期	0.90	0.86	-6.65	校准期	0.77	0.73	-11.34
验证期	0.85	0.83	-10.56	验证期	0.70	0.68	14.22

从模拟结果上来看，伊通站模拟结果要优于农安站模拟结果。因为伊通河上游径流来水充沛，呈现自然河流形态，而下游水利设施较多，如水库、拦河闸坝等，河流下游水源补给不足，多处形成断流，人类活动影响较大，因此上游伊通站的模拟结果优于下游农安站的模拟结果。但总体上模型模拟结果符合 SWAT 模型模拟要求，可以应用于伊通河流域模拟计算。

4.4 伊通河流域非点源污染 SWAT 模型的应用

4.4.1 非点源污染负荷计算

运行已验证好的 SWAT 模型，模拟流域非点源污染，根据模型子流域输出文件计算 2010~2012 年伊通河流域总氮(TN)、总磷(TP)、泥沙(SED)非点源污染负荷，见表 4.5。从表中可以看出，非点源污染与降水具有较大相关性，随降水的增加而增加，减少而减少。伊通河流域年均产生泥沙负荷 $308.151 \times 10^4 \text{t}$ ，总氮负荷 $1.516 \times 10^4 \text{t}$ ，总磷负荷 $0.357 \times 10^4 \text{t}$ 。

表 4.5 非点源污染物负荷计算

Table.4.5 Calculation of nonpoint source pollution

年份	降雨 (mm)	泥沙 (10 ⁴ t)	总氮 (10 ⁴ t)	总磷 (10 ⁴ t)
2010	1002.456	504.828	2.423	0.590
2011	451.305	99.532	0.547	0.124
2012	844.184	320.093	1.579	0.359
平均	765.982	308.151	1.516	0.357

4.4.2 非点源污染空间分布特征

根据 SWAT 模型子流域输出文件(output.sub) ,计算各个子流域非点源污染负荷输出强度，并应用 arcgis 绘图软件绘制非点源污染负荷分布图。

4.4.2.1 泥沙负荷空间分布特征

由图 4.6 可以看出，泥沙负荷输出的关键源区为子流域 7、26、28、29、30、31、32，输出负荷分别为 5.03t/ha、5.23t/ha、6.18t/ha、5.04t/ha、9.95t/ha、7.92t/ha、6.34t/ha。其中子流域 30 土壤侵蚀最为严重，负荷输出强度达到 9.95t/ha。

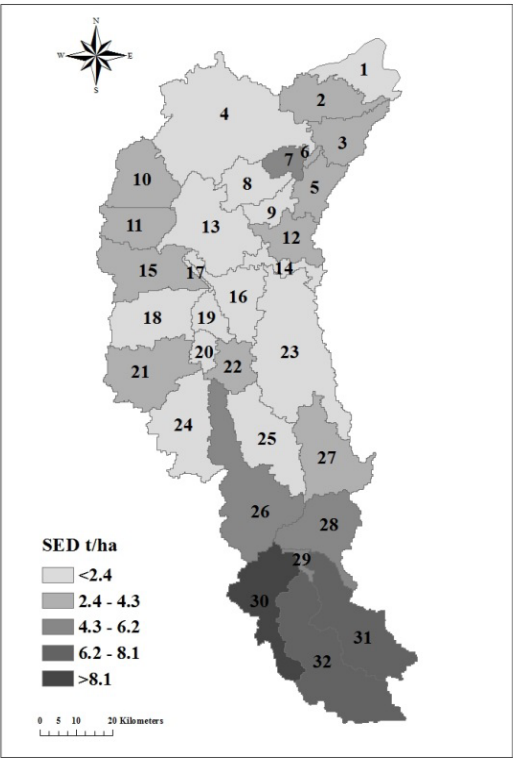


图 4.6 泥沙负荷空间分布

Fig.4.6 Spatial distribution of sediment load

表 4.6 各子流域泥沙负荷

Table.4.6 Sediment load of sub-basin

子流域编号	泥沙负荷(t/ha)	子流域编号	泥沙负荷(t/ha)
1	1.74	17	0.60
2	3.34	18	2.46
3	3.25	19	1.19
4	1.38	20	1.31
5	3.98	21	2.71
6	3.33	22	2.90
7	5.03	23	1.84
8	1.79	24	1.27
9	2.01	25	1.89
10	3.34	26	5.23
11	2.79	27	2.91
12	3.05	28	6.18
13	1.47	29	5.04
14	2.07	30	9.95
15	2.79	31	7.92
16	2.21	32	6.34

4.5.2.2 总磷负荷空间分布特征

由图 4.7 可以看出，总磷负荷输出的关键源区为子流域 2、5、7、12、21、22、26、28、30、31、32，输出负荷强度分别为 5.20kg/ha、5.88kg/ha、6.37kg/ha、4.89kg/ha、4.41kg/ha、4.51kg/ha、5.07kg/ha、5.05kg/ha、6.01kg/ha、5.58kg/ha、5.41kg/ha。其中子流域 30 污染程度最为严重，输出负荷强度为 6.01kg/ha。

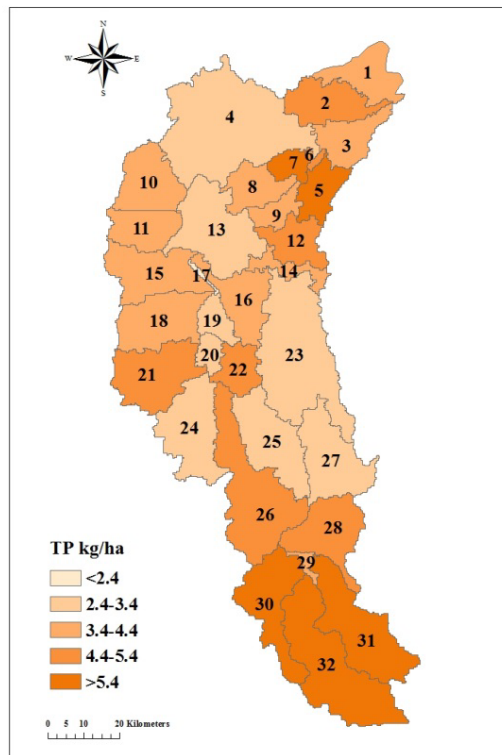


图 4.7 总磷负荷空间分布

Fig.4.7 Spatial distribution of TP load

表 4.7 各子流域总磷负荷

Table.4.7 TP load of sub-basin

子流域编号	总磷负荷(kg/ha)	子流域编号	总磷负荷(kg/ha)
1	3.51	17	1.44
2	5.20	18	3.86
3	4.28	19	2.83
4	2.47	20	2.65
5	5.88	21	4.41
6	4.57	22	4.51
7	6.37	23	3.09
8	3.46	24	2.60
9	3.61	25	3.04
10	4.27	26	5.07
11	3.80	27	3.04
12	4.89	28	5.05

子流域编号	总磷负荷(kg/ha)	子流域编号	总磷负荷(kg/ha)
13	2.87	29	4.22
14	3.56	30	6.01
15	3.90	31	5.58
16	3.97	32	5.41

4.5.2.3 总氮负荷空间分布特征

由图 4.8 可以看出，总氮负荷输出的关键源区为子流域 5、6、7、12、26、28、30、31、32，输出负荷分别为 24.08kg/ha、19.02kg/ha、26.70kg/ha、20.28kg/ha、19.63kg/ha、20.29kg/ha、26.09kg/ha、23.61kg/ha、24.11kg/ha。其中子流域 30 污染程度最为严重，输出负荷强度为 26.09kg/ha。

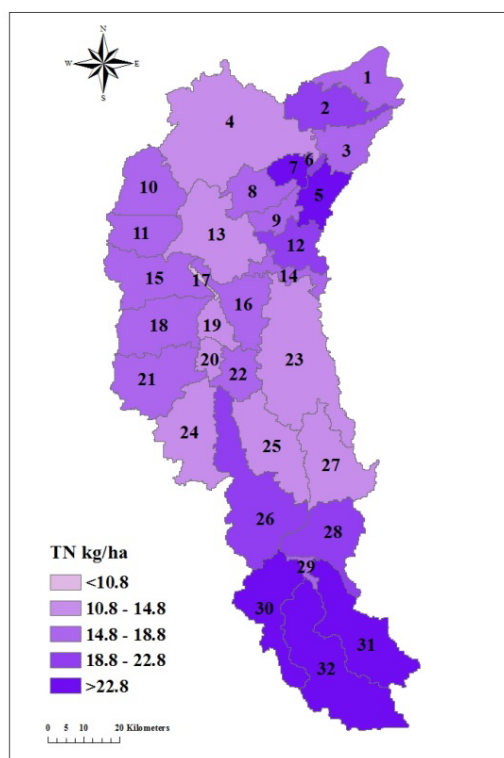


图 4.8 总氮负荷空间分布

Fig.4.8 Spatial distribution of TN load

表 4.8 各子流域总氮负荷

Table.4.8 TN load of sub-basin

子流域编号	总氮负荷(kg/ha)	子流域编号	总氮负荷(kg/ha)
1	15.60	17	6.85
2	22.05	18	16.27
3	18.02	19	13.03
4	10.91	20	11.47
5	24.08	21	18.49
6	19.02	22	18.23
7	26.70	23	12.75
8	15.08	24	11.28
9	15.81	25	12.31
10	18.08	26	19.63
11	16.14	27	13.34
12	20.28	28	20.29
13	12.74	29	18.03
14	15.00	30	26.09
15	16.87	31	23.61
16	17.46	32	24.11

对比非点源污染物泥沙、总磷、总氮负荷分布可以看出，三种非点源污染物输出分布具有相似性，污染严重区域均集中在子流域 30、31、32，即伊通河流域南部上游区域。伊通河流域上游地区地貌主要为丘陵状阶地，虽然该区域植被覆盖率较高，但是其地势较高，地形坡度较大，最大地形坡度达到 24° ，因此该地区地表径流流速较快，搬运能力较强，土壤侵蚀十分严重。同时，耕地是上游区域主要的土地利用类型，大量的 N、P 营养物质也会在地表径流的冲刷下，随水流和泥沙汇入伊通河。

4.5 伊通河非点源污染治理措施模拟

SWAT 模型中提供了情景分析模块，用户可以根据研究区实际，设置研究区管理措施方案并进行模拟。SWAT 模型中提供主要管理措施包括不同耕作方式、退耕还林、设置植被缓冲带、施肥控制管理等。

本研究在识别出伊通河流域非点源污染关键源区的基础上,结合最佳管理措施(BMPs, Best Management Practices)和研究区实际,选择退耕还林还草和设置河岸植被缓冲带两种非点源污染治理措施,并应用 SWAT 模型情景模块,对两种治理措施进行模拟,计算出治理措施的非点源污染削减效果。

4.5.1 退耕还林

坡度是土壤侵蚀的重要因素,坡耕地更是水土和养分流失的主要策源地(和继军等,2010)。东北坡耕地占耕地总面积的 60%,多数分布在 $3^{\circ}\sim 15^{\circ}$ 的坡面上(吕刚,2009)。伊通河流域上游坡度较大,中下游趋近平缓,坡耕地基本集中于上游,同时该区域也是非点源污染发生的关键源区,因此选择伊通河上游(即子流域 30、31、32)进行退耕还林。同时为研究坡度对非点源的治理影响,设置以下 2 种方案: 坡度为 3° 以上耕地退耕还林; 坡度为 5° 以上耕地退耕还林,见表 4.9。

表 4.9 不同退耕方案污染物削减率

Fig.4.9 Reduction of returning cropland to forest

情景	削减率(%)			面积 (km^2)	削减率与面积比($\%/ \text{km}^2$)		
	泥沙	总磷	总氮		泥沙	总磷	总氮
坡度为 3° 以上 耕地退耕还林	58.44	29.07	28.80	793.77	7.36	3.66	3.63
坡度为 5° 以上 耕地退耕还林	28.21	9.62	9.89	210.23	13.42	4.58	4.70

由表可知,情景 1(坡度为 3° 以上耕地退耕还林)条件下,泥沙、总磷、总氮削减率分别为 58.44%、29.07%、28.80%;情景 2(坡度为 5° 以上耕地退耕还林)条件下,泥沙、总磷、总氮削减率分别为 28.21%、9.62%、9.89%。运用污染物削减率与退耕面积的比值来分析坡度对非点源污染的治理影响。从表中可以看出,当坡度越大时,泥沙负荷削减效果越明显,说明坡度因素对于泥沙负荷影响较大;而相比于泥沙,总氮总磷的削减率虽然也随坡度的增大而增大,但涨幅不明显,说明坡度对总氮总磷负荷影响相对较小。

4.5.2 设置河岸植被缓冲带

伊通河流域土壤类型以黑土、草甸土为主,适宜在河流两岸修建植被缓冲带(汤洁等,2014)。本研究针对伊通河流域非点源污染关键源区,应用 SWAT 模型设置植被缓冲带情景。为了对比植被缓冲带的宽度对非点源污染物的影响,分别

模拟了不同宽度的植被缓冲带对非点源污染的削减效果，见表 4.10，图 4.9。

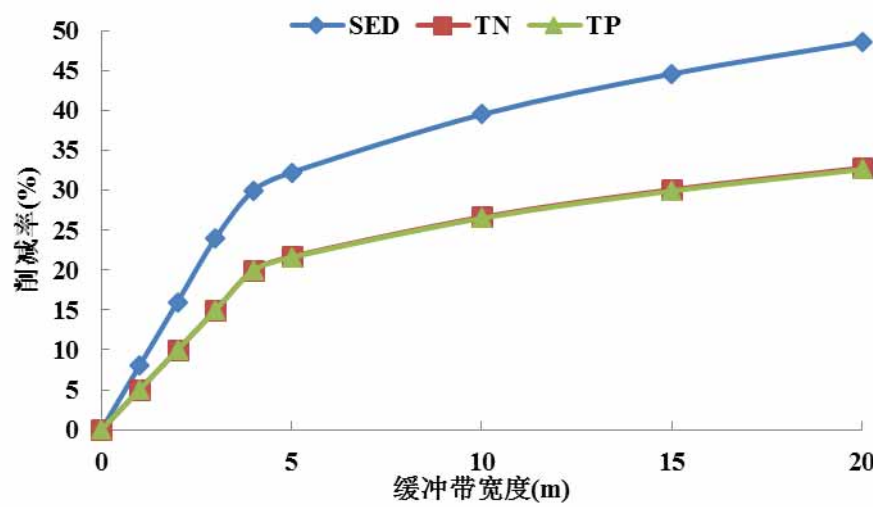


图 4.9 植被缓冲带削减效果变化曲线

Fig.4.9 Reduction curve of setting vegetation buffer zone

表 4.10 不同宽度植被缓冲带方案污染物削减率(%)

Fig.4.10 Reduction of setting vegetation buffer zone in different width(%)

情景	非点源负荷削减率（%）		
	泥沙	总磷	总氮
1m 植被缓冲带	8.62	5.44	5.39
2m 植被缓冲带	16.34	10.23	10.16
3m 植被缓冲带	24.15	15.11	15.02
4m 植被缓冲带	30.21	20.37	20.32
5m 植被缓冲带	32.24	21.69	21.61
10m 植被缓冲带	39.50	26.64	26.50
15m 植被缓冲带	44.60	30.09	29.92
20m 植被缓冲带	48.61	32.81	32.61

首先分别计算设置 1m、2m、3m、4m 植被缓冲带时非点源污染物的削减率，结果显示随着植被缓冲带宽度的增加，非点源污染物削减量逐渐增大，其中泥沙分别削减了 8.62%、16.34%、24.15%、30.21%，总磷削减了 5.44%、10.23%、15.11%、20.37%，总氮削减了 5.39%、10.16%、15.02%、20.32%，相比于总磷、总氮，泥沙负荷削减效果更加明显。当植被缓冲带宽度达到 5m 时，非点源污染物削减率增长幅度明显下降，泥沙削减了 32.24%，总磷削减 21.69%，总氮削减 21.61%，接着模拟了 10m、15m、20m 植被缓冲带，削减率涨幅依然较低。由此可见绝大部分污染物截留沉降在前 4m 植被缓冲带中发生，因此综合考虑治理成本和治理效果，研究区选择 4~5m 植被缓冲带为宜。

第5章 伊通河流域非点源污染模拟不确定分析

5.1 非点源污染模拟不确定分析简介

5.1.1 非点源污染模拟的不确定性来源

非点源污染模拟的不确定性来源主要可以分为模型结构的不确定性、输入数据的不确定性和参数的不确定性。

(1)模型结构的不确定性首先来源于建模者对非点源污染迁移转化过程的不精确描述,主要是受建模者对非点源污染认知的影响;其次在模型计算过程中对于下渗、蒸散发等复杂过程进行了简化和假设;再次是模型被应用于与模型适用条件不符的地区。模型结构的不确定性一般需要通过开发适合实际情况的模型来克服。

(2)模型输入的不确定性主要是由于模型的输出数据,如降雨数据、DEM等,本身具有随机性和时空变异性,以及存在测量误差,而导致模型输出结果的不确定性。

(3)模型参数的不确定性是指模型参数在校准与验证过程中,由于受参数之间相关性、参数敏感性等影响,根据经验估计或观测值优化获取的参数值无法保证预测结果的准确性。通过参数优选方法获得的参数组合并不唯一,“异参同效”现象较为普遍(廖谦和沈珍瑶,2011)。

目前非点源模拟的不确定研究以模型参数的不确定性研究为主,本研究在模拟伊通河流域非点源污染的基础上,进行模型参数不确定性分析。

5.1.2 非点源污染模型参数不确定分析方法

非点源污染模型参数不确定方法主要分为参数敏感性分析和概率分析两大类。

敏感性分析方法主要是分析模型输出结果对参数变化的响应程度,可以分为局部敏感性分析和全局敏感性分析。常用的方法有 Morris 筛选法、区域敏感性分析方法等。

概率分析是根据模型输出参数的概率分布来确定模型输出的分布,用概率分布的形式表达模型输出的不确定性。常用的概率分析方法有蒙特卡洛模拟法、

Bootstrap 方法、GLUE 方法等。其中蒙特卡洛模拟方法灵活简单，计算机程序较为成熟，应用于不确定分析中没有较大的限制，因此本文采用蒙特卡洛模拟的方法进行模型参数的不确定分析。

5.2 蒙特卡洛模拟方法

5.2.1 蒙特卡洛模拟简介

蒙特卡洛(Monte-Carlo，MC)模拟亦称为随机模拟(Random simulation)方法，也称作随机抽样(Random sampling)技术或统计试验(Statistical testing)方法。它是通过用随机数做实验求解随机问题的技术，即采用统计抽样理论近似求解数学问题或物理问题的一种方法 (Boyle et al.，1997；Brunetti et al.，1998；谭红君，2009)。蒙特卡洛方法能解决确定性和不确定两类数学问题(Zhang J et al.，2009；朱陆陆，2014)。

5.2.2 蒙特卡洛模拟不确定分析步骤

应用蒙特卡洛模拟进行参数不确定分析一般分为三个步骤：

(1)获取输入参数的随机抽样

在本研究中，参考第四章模型参数敏感性分析结果，选定 CN2、ESCO、SOL_AWC、SPCON、SPEXP、NPERCO、PPERCO7 个敏感参数作为随机变量。为了便于计算，假设参数分布都为均匀分布，且都是相互独立的(余红等，2008)。由于 SWAT 模型为分布式水文模型，某些参数在不同的子流域上具有不同的参数取值，因此为保持参数在空间上的分布性，参数以 r_{-} 、 v_{-} 集成参数(Yang et al，2007)(aggregate parameters)的形式进行表示，其中 r_{-} 表示在给定值域范围内，原值基础上乘(1+这个范围内的值)， v_{-} 表示用给定值域范围内的值替换原值，各参数表示形式与参数取值范围见表 5.1。本研究采用拉丁超立方抽样，相比蒙特卡洛抽样(随机抽样)，拉丁超立方抽样的样本覆盖率更高，减少抽样次数(Davey，2008)，且计算效率提高 10 倍(Vachaud.G et al.，2002)，拉丁超立方抽样的具体介绍见后文。

表 5.1 参数及取值范围

Table.5.1 Parameters and its scope			
序号	参数	取值范围	分布
1	r_{-} CN2.mgt	[-0.1,0.1]	均匀分布
2	v_{-} ESCO.hru	[0.5,0.7]	均匀分布

序号	参数	取值范围	分布
3	$r_{\text{SOL_AWC.sol}}$	[-0.1,0.1]	均匀分布
4	$v_{\text{SPCON.bsn}}$	[0.0001,0.001]	均匀分布
5	$v_{\text{SPEXP.bsn}}$	[1.0,1.2]	均匀分布
6	$v_{\text{NPERCO.bsn}}$	[0.16,0.24]	均匀分布
7	$v_{\text{PPERCO.bsn}}$	[10,12]	均匀分布

(2)将所有参数抽样值的组合输入模型，并运行模型

由于将多组参数抽样值分别带入模拟模型，并反复调用模拟模型进行模拟计算过于繁琐，会耗费大量时间。为节约时间并提高计算效率，本文引入替代模型代替模拟模型进行模拟计算。替代模型是指能代替原来的模拟模型近似反映其某种输入输出关系的模型，具体来说，替代模型就是利用已知输入样本点(采用抽样方法获得)及其模拟模型的输出响应值，通过插值计算或构建拟合函数用于预测未知点的输出响应值的数学模型(Queipo et al.，2005)，在进行不确定分析时，可以有效提高计算效率。常用的替代模型建模方法有克里格替代模型、径向基函数神经网络替代模型等，本研究选用径向基函数神经网络建立替代模型。

(3)对模型输出结果进行统计分析

应用所建立的替代模型计算出多组输出值，并对输出结果进行统计分析和区间估计，获得模拟结果的不确定性大小和置信区间。

5.3 拉丁超立方抽样

5.3.1 拉丁超立方抽样概述

拉丁超立方采样(Latin hypercube sampling ,LHS)是由 McKay 等 1979 年提出的，是一种用采样值有效反映随机变量的整体分布的分层抽样方法(Huntington et al.，1998；Hossain et al.，2006；Camp et al.，2009)，通过将选择输入变量的方法分层化，使输入变量的分布函数、均值和方差的估计良好，从而满足实际需要。在不确定性分析中，采用拉丁超立方采样方法可以通过输入变量数来决定运行模拟的次数，提高了采样效率(Hora et al.，2003；Kweon et al.，2007)。

5.3.2 拉丁超立方抽样步骤

拉丁超立方抽样的基本过程：

(1)定义样本数目为 n ，将 k 维输入变量 $X_1, X_2, X_3, \dots, X_k$ 的取值范围等概率均划分为 n 个互不重叠的子区间。

- (2)对每一维输入变量按其概率密度分布在每个子区间进行随机采样。
- (3)将 k 个输入变量的 n 个抽样结果进行组合，形成 $n \times k$ 为矩阵。
- (4)将每一行中的参数值随机打乱形成新的参数矩阵，获得抽样结果。

它的优点是对每个输入随机变量都进行采样，相比于蒙特卡洛抽样，拉丁超立方抽样避免了随机抽样时抽取的样本过于集中，确保随机分布区域能够被采样点完全覆盖。

5.3.3 抽样结果

本文共进行两次随机抽样，第一次抽样共抽取 60 个样本，用于替代模型的建立，第二次抽取 500 个样本，用于非点源污染不确定分析。

(1)替代模型样本抽取

运用拉丁超立方抽样方法对 7 个敏感性参数进行抽样，共随机抽取 60 个样本(模型参数值)，抽样结果如表 5.2 所示。

表 5.2 拉丁超立方抽样结果

Table.5.2 Results of Latin hypercube sampling

编号	CN2	ESCO	SOL_AWC	SPCON	SPEXP	NPERCO	PPERCO
1	1.032	0.559	0.993	0.00022	1.084	0.162	11.473
2	1.070	0.605	0.988	0.00042	1.005	0.235	10.928
3	0.981	0.612	1.036	0.00028	1.157	0.163	10.589
4	1.066	0.595	1.088	0.00083	1.175	0.183	10.901
5	1.073	0.564	1.021	0.00027	1.153	0.201	11.196
6	1.022	0.622	0.984	0.00015	1.026	0.219	10.772
7	0.967	0.694	1.040	0.00052	1.061	0.187	10.447
8	1.033	0.505	1.029	0.00076	1.104	0.165	10.535
9	0.913	0.594	1.098	0.00100	1.023	0.210	10.824
10	0.957	0.547	1.094	0.00070	1.163	0.219	11.541
.
.
.
51	0.950	0.651	1.073	0.00068	1.072	0.191	10.197
52	1.090	0.641	1.063	0.00046	1.100	0.183	11.851
53	1.056	0.629	1.057	0.00082	1.002	0.215	10.350
54	0.902	0.661	0.955	0.00095	1.086	0.237	11.084
55	1.097	0.657	0.903	0.00092	1.111	0.238	11.710
56	0.922	0.649	0.915	0.00046	1.095	0.197	11.418
57	1.019	0.631	1.027	0.00067	1.178	0.222	11.122
58	1.062	0.666	0.946	0.00017	1.200	0.208	10.742
59	1.077	0.663	0.925	0.00059	1.012	0.206	10.036

编号	CN2	ESCO	SOL_AWC	SPCON	SPEXP	NPERCO	PPERCO
60	1.026	0.543	0.961	0.00097	1.142	0.177	11.576

将 60 组参数值分别带入已建立好的 SWAT 模型 ,计算出对应的负荷输出值 ,包括流域非点源污染物泥沙、总氮、总磷负荷输出量 , 以及实施退耕还林(坡度为 3 ° 以上)和设置植被缓冲带(5m)污染物削减率 , 计算结果如表 5.3 所示。

表 5.3 模拟结果

Table.5.3 Results of simulation

编号	非点源污染输出(万 t)			退耕还林削减率(%)			设置植被缓冲带削减率(%)		
	SED	TN	TP	SED	TN	TP	SED	TN	TP
1	344.154	1.664	0.387	58.13	29.23	29.23	32.87	21.11	21.48
2	411.422	2.045	0.436	58.70	29.00	29.45	32.61	20.31	20.62
3	284.984	1.402	0.337	58.26	30.41	30.18	33.11	22.44	22.57
4	385.610	1.883	0.416	57.62	28.24	28.60	32.56	20.76	20.78
5	409.658	2.015	0.433	57.42	27.83	28.31	32.47	20.27	20.50
6	341.627	1.675	0.387	58.16	29.29	29.35	32.92	21.35	21.68
7	278.743	1.388	0.333	58.12	30.48	30.28	33.08	22.51	22.69
8	336.217	1.643	0.378	58.28	29.27	29.35	33.05	21.10	21.65
9	204.047	1.062	0.256	58.09	31.64	31.28	33.11	23.42	23.48
10	244.637	1.251	0.298	58.25	30.93	30.72	33.09	22.73	22.96
·	·	·	·	·	·	·	·	·	·
·	·	·	·	·	·	·	·	·	·
·	·	·	·	·	·	·	·	·	·
51	200.812	1.047	0.253	57.99	31.67	31.30	32.99	23.41	23.44
52	447.718	2.204	0.459	56.81	27.22	27.89	32.00	19.33	20.92
53	374.929	1.859	0.411	57.82	28.41	28.79	32.67	20.88	19.99
54	215.514	1.123	0.270	57.70	31.26	30.97	32.71	22.94	22.09
55	484.151	2.418	0.486	56.96	26.78	27.54	32.10	19.09	19.67
56	239.869	1.221	0.296	57.80	30.99	30.67	32.80	22.84	21.90
57	333.261	1.626	0.379	58.31	29.53	29.51	33.10	21.50	20.89
58	405.875	1.984	0.435	57.70	28.03	28.46	32.59	20.51	19.68
59	443.033	2.149	0.459	57.30	27.51	28.03	32.40	19.95	19.25
60	341.923	1.703	0.386	58.16	29.10	29.28	32.87	22.89	22.53

(2)不确定分析样本抽取

同样运用拉丁超立方抽样方法对 7 个敏感性参数进行随机抽样 ,共抽取 500 个样本用于模拟结果的不确定分析 , 抽样结果如表 5.4 所示。

表 5.4 拉丁超立方抽样结果

Table.5.4 Results of Latin hypercube sampling

编号	CN2	ESCO	SOL_AWC	SPCON	SPEXP	NPERCO	PPERCO
1	0.943	0.689	1.050	0.00026	1.171	0.192	11.813
2	1.048	0.533	0.905	0.00082	1.143	0.186	11.344
3	1.008	0.506	1.056	0.00093	1.086	0.229	11.855
4	0.998	0.634	0.905	0.00012	1.038	0.193	10.102
5	0.954	0.506	1.004	0.00100	1.172	0.239	10.598
6	0.922	0.515	0.932	0.00089	1.147	0.161	10.933
7	1.088	0.636	0.929	0.00078	1.130	0.167	11.997
8	1.073	0.633	1.036	0.00064	1.071	0.165	11.657
9	0.980	0.542	0.925	0.00088	1.008	0.219	10.908
10	0.977	0.557	0.979	0.00099	1.122	0.179	10.412
.
.
.
491	0.957	0.617	1.051	0.00057	1.106	0.228	11.589
492	1.084	0.652	0.906	0.00098	1.196	0.196	10.504
493	1.044	0.544	0.957	0.00039	1.017	0.230	10.715
494	0.961	0.698	0.949	0.00031	1.046	0.207	11.664
495	0.918	0.514	0.971	0.00095	1.041	0.218	11.776
496	1.003	0.634	1.053	0.00092	1.114	0.208	10.888
497	1.009	0.589	0.939	0.00039	1.130	0.187	10.324
498	0.958	0.524	0.952	0.00036	1.080	0.185	10.682
499	1.018	0.670	0.931	0.00014	1.066	0.200	11.219
500	0.971	0.671	1.032	0.00040	1.044	0.214	10.509

5.4 非点源污染替代模型

5.4.1 RBF 神经网络基本原理

径向基函数(Radical Basis Function, 简称 RBF)神经网络是一种局部逼近的前馈式神经网络(Moody and Darken, 1989; Coppola et al, 2003)。它是一种 3 层向前网络(彭晓燕等, 2010), 由输入层 (X)、隐含层 (H) 和输出层 (Y) 组成, 网络结构如图 5.1 所示。第一层是输入层, 将变量传递给第二层隐含层, 也称为径向基层。从输入层到隐含层进行的是非线性映射, 节点的基函数采用距离函数, 并应用径向基函数作为激活函数(伊燕平, 2011)。隐藏层再通过线性映射到第三层输出层(Samanta and Bandopadhyay, 2009; Herrera et al., 2011)。

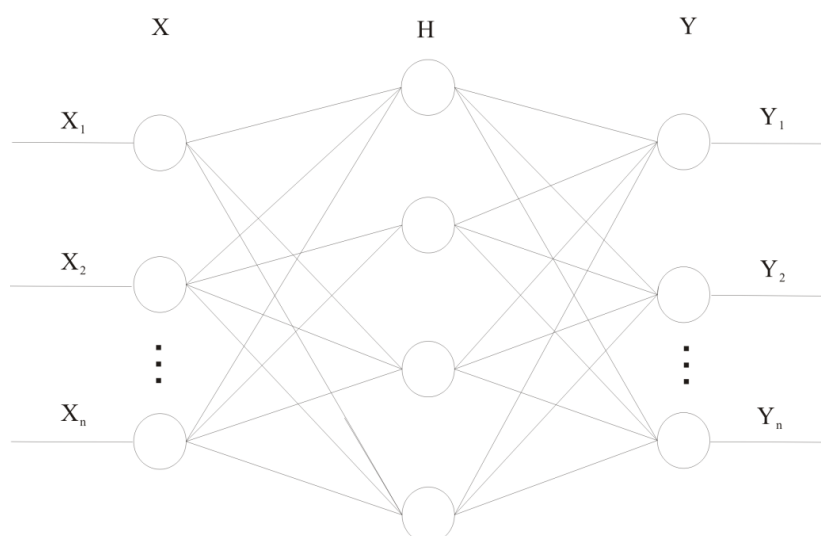


图 5.1 RBF 神经网络网络结构

Fig.5.1 Network structure of RBF neural network

径向基函数是 RBF 神经网络的核心部分，常见的径向基函数有逆多二次函数、反演 S 型函数、高斯分布函数等。本研究的径向基函数选用高斯分布函数，其表达式为：

$$\phi(r) = \exp\left(-\frac{\|X - c_i\|^2}{2\delta_i^2}\right), i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (5.1)$$

式中： X 为输入变量， c 为高斯函数中心， δ 为高斯函数宽度，确定函数的径向作用范围， $\|X - c_i\|^2$ 为点 X 到中心 c 的欧氏距离(刘俊萍和畅明琦，2007)。

RBF 神经网络学习过程为两个阶段：第一阶段，从输入层到隐含层使用高斯函数实现从 X 到 $H(x)$ 的非线性映射。第二阶段，从隐含层到输出层利用加权求和实现从 $H(x)$ 到 Y_k 的线性映射。RBF 神经网络的输出可以表示为：

$$Y_k = \sum_{i=1}^n \omega_{ik} H_i(X) - \theta_k \quad (5.2)$$

式中： $H_i(x)$ 为第 i 个隐含层神经元的非线性映射值。 ω_{ik} 为第 i 个隐含层神经元到第 k 个输出神经元的连接权值； θ_k 为第 k 个输出神经元的阈值， n 为隐含层神经元个数(张玉瑞和陈剑波，2005；Han et al., 2011)。

RBF 神经网络学习算法具体步骤如下(许国根和贾瑛，2012)：

(1) 根据输入样本，应用 K-means 聚类中心法(Luengo et al., 2010; Regis et al., 2011) 确定隐含层神经元的径向基函数中心，并对神经网络中的神经元的宽度和

连接权重等参数进行初始化。

(2)利用高斯函数计算隐藏层的输出。

(3)根据样本输出信息计算输出层的权值，通常采用误差纠正法决定隐含层和输出层神经元连接权值，利用式 5.2 计算输出层神经元的输出。

(4)运用式 5.3 迭代计算 RBF 神经网络误差，以误差最小为目的将神经元参数自适应调节到最优值。

$$\omega_{ik}(t) = \omega_{ik}(t-1) - \eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{ik}(t-1)} + \alpha [\omega_{ik}(t-1) - \omega_{ik}(t-2)] \quad (5.3)$$

式中： $\omega_{ik}(t)$ 为在第 t 次迭代运算时第 i 个隐含层神经元与第 k 个输出层神经元之间的权重值， η 和 α 为相关学习参数， E 为 RBF 神经网络的总误差函数，计算公式为：

$$E = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^N \sum_{k=1}^p (y_{lk} - s_{lk})^2 \quad (5.4)$$

式中： y_{lk} 为第 l 个样本在第 k 个输出层神经元的输出值， s_{lk} 为第 l 个样本在第 k 个输出变量的样本实测值， p 为输出层神经元个数， N 为总样本个数。

(5)当 RBF 神经网络的总误差达到最小时，或者达到最大迭代次数时迭代运算结束，获得最终的输出值。

5.4.2 替代模型精度评价指标

本文选用最大相对误差(Maximum Relative Error)、平均相对误差(Mean Relative Error, MRE)以及确定性系数(Determination Coefficient, R^2)三个评价指标对替代模型精度进行评价。

(1)最大相对误差

$$\max \frac{|Y_i - y_i|}{Y_i} \quad (5.5)$$

(2)平均相对误差(MRE)

$$MRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|Y_i - y_i|}{Y_i} \times 100\% \quad (5.6)$$

(3)确定性系数(R^2)

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (5.8)$$

式中： Y_i 表示模拟模型第*i*个样本的输出值， y_i 表示替代模型第*i*个样本的输出值， n 表示样本个数。

5.4.3 替代模型的建立及检验

将拉丁超立方抽样所得到的前 50 组样本作为训练样本，后 10 组样本作为检验样本，建立模拟模型的替代模型。通过调用 MATLAB 软件中 newrb()函数进行径向基函数神经网络的训练：

$$\text{net}=\text{newrb}(\text{P},\text{T},\text{goal},\text{spread},\text{mn},\text{df}) \quad (5.9)$$

式中： P 为输入向量矩阵， T 为输出向量矩阵，goal 为均方误差，spread 为径向基函数的分布密度，mn 为神经元的最大个数，df 为两次显示之间增加的神经元个数。

调用 sim()函数完成仿真训练，检验其模拟性能：

$$y=\text{sim}(\text{net},\text{X_test}) \quad (5.10)$$

式中： X_test 为检验样本矩阵。

(1)RBF 神经网络模型

以模型敏感参数为输入变量，非点源污染负荷计算值为输出变量。模型相关参数见表 5.5。

表 5.5 RBF 神经网络模型 参数取值

Table.5.5 Parameter value of RBF neural network model

参数	goal	spread	mn	df
取值	0.00001	0.9	50	1

将 10 个检验样本输入至 RBF 神经网络，获得输出结果，并对模拟结果进行评价，评价结果见表 5.6。

表 5.6 RBF 神经网络模型 模拟评价

Table.5.6 Evaluation of RBF neural network model

评价指标	最大相对误差(%)	MRE(%)	R^2
SED	9.23	4.76	0.93
TN	9.85	5.60	0.90
TP	7.24	3.01	0.94

(2)RBF 神经网络模型

以模型敏感参数为输入变量，退耕还林(坡度为 3° 以上)作用下污染物的削减率为输出变量。模型相关参数见表 5.7。

表 5.7 RBF 神经网络模型 参数取值

Table.5.7 Parameter value of RBF neural network model

参数	goal	spread	mn	df
取值	0.00001	1.1	50	1

同上，将检验样本输入至 RBF 神经网络，获得输出结果，并对模拟结果进行评价，评价结果见表 5.8。

表 5.8 RBF 神经网络模型 模拟评价

Table.5.8 Evaluation of RBF neural network model

评价指标	最大相对误差(%)	MRE(%)	R^2
SED	0.49	0.36	0.94
TN	6.91	3.63	0.90
TP	5.47	2.78	0.91

(3)RBF 神经网络模型

以模型敏感参数为输入变量，植被缓冲带(5m)作用下污染物的削减率为输出变量。模型相关参数见表 5.9。

表 5.9 RBF 神经网络模型 参数取值

Table.5.9 Parameter value of RBF neural network model

参数	goal	spread	mn	df
取值	0.0001	1.0	50	1

同上，将检验样本输入至 RBF 神经网络，获得输出结果，并对模拟结果进行评价，评价结果见表 5.10。

表 5.10 RBF 神经网络模型 模拟评价

Table.5.10 Evaluation of RBF neural network model

评价指标	最大相对误差(%)	MRE(%)	R ²
SED	1.37	0.54	0.91
TN	3.71	1.62	0.89
TP	1.50	0.70	0.96

由以上表可知，RBF 神经网络模型的输出结果与模拟模型输出结果的拟合效果较好，可代替模拟模型进行模拟。

5.5 不确定性分析结果

5.5.1 替代模型输出结果

将第二组随机抽样生成的 500 个参数样本值带入到已建立好的替代模型中，获得替代模型输出结果，见表 5.11。

表 5.11 替代模型输出结果

Table.5.11 Outputs of Surrogate model

编号	非点源污染输出 (10 ⁴ t)			退耕还林污染物 削减率(%)			设置植被缓冲带污染物 削减率(%)		
	SED	TN	TP	SED	TN	TP	SED	TN	TP
1	259.533	1.366	0.315	59.44	31.84	31.98	33.12	22.10	23.01
2	362.141	1.794	0.400	56.96	27.24	27.54	32.74	20.00	20.99
3	298.977	1.490	0.348	58.00	29.75	29.65	33.03	21.54	22.04
4	315.176	1.557	0.360	57.04	28.92	28.85	32.53	21.19	21.75
5	229.561	1.096	0.290	59.19	32.33	31.27	32.81	22.20	22.26
6	233.336	1.170	0.289	57.53	30.48	29.71	32.40	21.63	21.90
7	394.818	1.992	0.422	56.03	26.32	26.99	32.31	20.23	20.61
8	437.717	2.124	0.456	56.19	27.44	27.96	32.22	20.29	20.41
9	294.246	1.546	0.348	57.53	31.69	31.80	32.97	21.21	22.20
10	277.704	1.461	0.330	56.03	33.43	33.47	32.89	21.19	22.16
.
.
.
491	240.732	1.229	0.297	56.91	31.09	30.96	33.38	23.15	23.19
492	370.067	1.840	0.406	59.93	29.67	29.98	32.61	19.92	20.37
493	379.782	1.913	0.414	61.09	29.69	30.18	32.91	20.11	21.26
494	234.864	1.210	0.299	58.60	29.46	28.95	32.92	21.78	21.31
495	239.040	1.203	0.296	59.40	30.45	29.97	32.93	22.62	22.67

编号	非点源污染输出 (10 ⁴ t)			退耕还林污染物 削减率(%)			设置植被缓冲带污染物 削减率(%)		
	SED	TN	TP	SED	TN	TP	SED	TN	TP
496	301.886	1.417	0.350	59.20	34.38	33.77	32.90	22.30	22.11
497	344.773	1.655	0.386	57.47	29.91	29.91	32.94	21.49	21.71
498	266.477	1.324	0.320	57.46	30.06	29.77	32.83	22.43	22.46
499	324.789	1.569	0.373	61.34	28.73	28.43	32.71	21.13	21.52
500	283.599	1.386	0.338	58.39	30.63	30.36	33.20	22.97	22.78
平均值	311.400	1.556	0.356	58.19	29.94	29.95	32.80	21.23	21.87

5.5.2 区间估计

5.5.2.1 切比雪夫不等式

19 世纪出生在俄国的数学家 Chebyshev 研究随机变量的统计规律中，利用标准差构建了一个不等式，这个不等式具有普遍的意义，被称作切比雪夫定理。描述如下：

设随机变量 X 具有数学期望 $E(X)=\mu$ 和方差 $D(X)=\sigma^2$ ，则对于任意给定正数 ε ，有

$$P\{|X - E(X)| \geq \varepsilon\} \leq \frac{D(X)}{\varepsilon^2} \quad (5.11)$$

这一不等式称为切比雪夫不等式，它的等价形式是

$$P\{|X - E(X)| < \varepsilon\} \geq 1 - \frac{D(X)}{\varepsilon^2} \quad (5.12)$$

将替代模型的输出结果当作随机变量，将其统计指标中的均值和标准差的平方作为随机变量的数学期望 $E(X)$ 和方差 $D(X)$ 。利用切比雪夫不等式对真值不同概率下存在的区间进行估计。

5.5.2.2 非点源污染负荷区间估计

应用切比雪夫不等式，对替代模型 的输出结果进行区间估计，由表 5.12 结果得到在置信水平为 90%、80% 下，泥沙负荷输出的置信区间分别为 $82.08-540.71 \times 10^4 \text{t}$ 、 $149.25-473.55 \times 10^4 \text{t}$ ；总氮负荷输出的置信区间分别为 $0.49-2.62 \times 10^4 \text{t}$ 、 $0.80-2.31 \times 10^4 \text{t}$ ；总磷负荷输出的置信区间分别为 $0.17-0.55 \times 10^4 \text{t}$ 、 $0.22-0.49 \times 10^4 \text{t}$ 。

表 5.12 非点源污染负荷输出区间估计

Table.5.12 Interval estimation of nonpoint source pollution

污染物	置信区间	
	90%	80%
SED(10^4 t)	82.08-540.71	149.25-473.55
TN(10^4 t)	0.49-2.62	0.80-2.31
TP(10^4 t)	0.17-0.55	0.22-0.49

对替代模型 和替代模型 的输出结果进行区间估计，得到实施退耕还林(坡度为 3° 以上耕地)和植被缓冲带(5m)时的非点源污染物削减率在参数不确定条件下的置信区间，见表 5.13、表 5.14。在置信水平为 90%、80%下，退耕还林的泥沙负荷的削减率变化区间分别为 55.95%-60.44%、57.19%-59.20%；总氮负荷的削减率变化区间分别为 27.67%-31.20%、28.51%-30.37%；总磷负荷的削减率置信区间分别为 27.22%-30.67%、28.30%-29.50%；植被缓冲带的泥沙负荷的削减率置信区间分别为 30.88%-33.72%、31.15%-32.45%；总氮负荷的削减率置信区间分别为 21.27%-24.20%、22.72%-23.74%；总磷负荷的削减率变化区间分别为 21.54%-24.10%、22.52%-23.22%。

表 5.13 退耕还林削减率区间估计

Table.5.13 Interval estimation of returning cropland to forest

污染物	置信区间	
	90%	80%
SED	55.95%-60.44%	57.19%-59.20%
TN	27.67%-31.20%	28.51%-30.37%
TP	27.22%-30.67%	28.30%-29.50%

表 5.14 植被缓冲带削减率区间估计

Table.5.14 Interval estimation of setting vegetation buffer zone

污染物	置信区间	
	90%	80%
SED	30.88%-33.72%	31.15%-32.45%
TN	21.27%-24.20%	22.72%-23.74%
TP	21.54%-24.10%	22.52%-23.22%

5.5.3 统计描述

5.5.3.1 统计指标

本文选取变异系数 C_V 作为输出结果的统计指标。变异系数 C_V 是反映数据的离散程度的指标，当比较数据间离散程度大小的时候，若两组数据的测量尺度相差太大或量纲不同时，则不适宜用标准差来比较，而变异系数可以消除测量尺度和量纲的影响，客观的比较两组数据的离散程度。其表达式为：

$$C_V = \frac{SD}{MN} \times 100\%$$

式中： SD 表示数据集的标准偏差， MN 表示数据集的均值。

C_V 值越大表示数据离散程度越大，即模拟污染负荷的不确定性也越大，反之， C_V 值越小表示模拟污染负荷的不确定性也越小(zhang zheng et al.2014；余红等，2008)。

5.5.3.2 输出结果不确定分析

对替代模型 计算所获得的 500 组非点源污染负荷(泥沙、总氮、总磷)输出结果统计分析，分别计算其变异系数，结果见表 5.15。

表 5.15 污染物负荷变异系数计算结果
Table.5.15 C_V value of nonpoint source pollution

统计指标	SED	TN	TP
MN	311.40	1.56	0.36
SD	63.18	0.34	0.07
C_V	20.29%	21.68%	21.37%

由表可知，三种污染物 C_V 值大小排序为总氮>总磷>泥沙，说明总氮不确定性最大，但总体上三种非点源污染物的 C_V 值接近，其中模拟总氮负荷 C_V 值最大为 21.68%，其次为模拟总磷 C_V 值为 21.37%，最后模拟泥沙 C_V 值最小为 20.29%，表明三种非点源污染物模拟结果的离散程度相近，具有相似的不确定性。

对替代模型 和替代模型 计算所获得的输出结果统计分析，分别计算其变异系数，结果见表 5.16。

表 5.16 污染物削减率变异系数计算结果
Table.5.16 C_V value of nonpoint source pollution reduction

统计指标	退耕还林			植被缓冲带		
	SED	TN	TP	SED	TN	TP
MN	58.19%	29.94%	29.95%	32.80%	22.23%	21.87%
SD	1.34%	1.98%	1.81%	0.29%	1.12%	1.05%
C_V	2.30%	6.61%	6.04%	0.88%	5.06%	4.80%

由表可知,两种措施下,污染物削减率模拟结果的 C_V 值均表现为总氮>总磷>泥沙,其中总氮、总磷的 C_V 值相近,远大于泥沙,说明相比于对泥沙的削减,总氮、总磷的削减受参数不确定影响较大,模拟结果不确定性较大,这可能是由于总氮、总磷的迁移转化更加复杂,从而导致更大的不确定性。将两种治理措施进行对比发现,植被缓冲带模拟结果的 C_V 值要小于退耕还林,说明模拟中,植被缓冲带的模拟结果受参数不确定性影响要小于退耕还林,即植被缓冲带的模拟结果的不确定性小于退耕还林。

第 6 章 结论

本文以伊通河流域为研究区,在构建研究区空间数据库和属性数据库的基础上,建立流域非点源污染 SWAT 模拟模型,模拟计算研究区非点源污染物泥沙、总氮、总磷的负荷,识别非点源污染物的关键源区,并针对关键源区提出非点源污染治理措施,模拟治理措施的非点源污染负荷削减效果。最后运用蒙特卡洛模拟方法,在建立径向基神经网络替代模型的基础上,对模型模拟结果进行不确定分析。

具体得到以下结论:

(1)运用 SWAT 模型模拟计算伊通河流域非点源污染负荷,结果显示泥沙负荷年均输出 $308.151 \times 10^4 \text{t}$,总氮负荷年均输出 $1.516 \times 10^4 \text{t}$,总磷负荷年均输出 $0.357 \times 10^4 \text{t}$ 。从 2010 年、2011 年和 2012 年非点源污染负荷输出比较来看,非点源污染的产生与降雨具有明显的相关性,即非点源污染负荷输出随降雨量的增大而增大。

(2)伊通河流域非点源污染物泥沙、总氮、总磷负荷输出在空间上分布具有相似性,污染的关键源区集中在伊通河流域上游区域。伊通河流域上游地区地貌主要为丘陵状阶地,地势较高,地形坡度较大,因此该地区地表径流流速较快,搬运能力较强,土壤侵蚀十分严重。同时,耕地是上游区域主要的土地利用类型,大量的 N、P 营养物质也会在地表径流的冲刷下,随水流和泥沙汇入伊通河。

(3)针对所识别出的非点源污染的关键源区,提出退耕还林和设置植被缓冲带两种非点源污染治理措施,并运用模型预测非点源污染负荷的削减效果,模拟结果显示两种治理措施均对研究区非点源污染有明显削减。进一步比较不同坡度下退耕还林和不同宽度植被缓冲带的污染物削减效果,结果表明:相比于总氮和总磷负荷,坡度因素对泥沙负荷的削减影响较大;污染物截留沉降主要发生在在前 4m 植被缓冲带,随着缓冲带宽度的增加,削减率有所上升,但增长幅度明显减小。

(4)在敏感性分析的基础上,以敏感参数为输入变量,以非点源污染负荷量和治理措施的非点源污染物削减率为输出变量,运用径向基函数神经网络建立非点源污染 SWAT 模拟模型的替代模型,结果表明所建立的替代模型的输出结果与

模拟模型的输出结果拟合较好，可以替代模拟模型进行模拟，大大减少了不确定分析中的计算负荷和时间。

(5)模型参数不确定性分析结果显示：当置信水平为 90%、80%时，泥沙负荷输出的置信区间分别为 $82.08-540.71 \times 10^4 \text{t}$ 、 $149.25-473.55 \times 10^4 \text{t}$ ；总氮负荷输出的置信区间分别为 $0.49-2.62 \times 10^4 \text{t}$ 、 $0.80-2.31 \times 10^4 \text{t}$ ；总磷负荷输出的置信区间分别为 $0.17-0.55 \times 10^4 \text{t}$ 、 $0.22-0.49 \times 10^4 \text{t}$ ；在退耕还林(坡度为 3° 以上耕地)情景下，泥沙负荷的削减率置信区间分别为 55.95%-60.44%、57.19%-59.20%；总氮负荷的削减率置信区间分别为 27.67%-31.20%、28.51%-30.37%；总磷负荷的削减率置信区间分别为 27.22%-30.67%、28.30%-29.50%；在设置植被缓冲带(5m)情景下，泥沙负荷的削减率置信区间分别为 30.88%-33.72%、31.15%-32.45%；总氮负荷的削减率置信区间分别为 21.27%-24.20%、22.72%-23.74%；总磷负荷的削减率置信区间分别为 21.54%-24.10%、22.52%-23.22%。不确定条件下的模拟结果为决策者提供更多参考信息。

(6)对 500 组模拟结果进行统计分析，三种非点源污染物的 C_V 值大小排序为总氮>总磷>泥沙，表明非点源污染总氮负荷不确定性最大，然后依次为总磷和泥沙，但三种非点源污染物的 C_V 值大小差距不大，均在 21%左右，因此三种非点源污染物具有相近的不确定性；两种治理措施的污染物削减模拟结果的 C_V 值均表现为总氮>总磷>泥沙，且总氮、总磷的 C_V 值远大于泥沙，表明治理措施对总氮、总磷负荷削减的模拟结果相比于泥沙负荷受参数不确定性影响较大，模拟具有较大的不确定性；植被缓冲带模拟结果的 C_V 值小于退耕还林，说明植被缓冲带的模拟结果受参数不确定性影响要小于退耕还林，即植被缓冲带模拟结果的不确定性小于退耕还林。

参考文献

- Abbaspour K C. SWAT Calibration and Uncertainty Programs Version 2[R]. Earwag: Swiss Federal Institute of Aquatic Science and Technology, 2011.
- Arnold J G, Srinivasan P, Muttiah R S, et al. Large area hydrologic modeling and assessment. Part 1: Model development[J]. Journal of the American Water Resources Association, 1998, 34(1): 73-89.
- Beck M.B. Water quality modeling: a review of the analysis of uncertainty[J]. Water Resource Research, 1987, 23(8): 1393-1442.
- Boyle J.P. Six strategies for defeating the Runge Phenomenon in Gaussian radial basis functions on a finite interval[J]. Journal of Economic Dynamics and Control, 2010, 21(8-9): 1267-1321.
- Brunetti R, Jacoboni C. Analysis of quantum features in transport theory from a quantum Monte Carlo approach[J]. Solid-State Electronics, 1998, 31(3-4): 527-530.
- Camp M V, Walraevens K. Pumping test interpretation by combination of Latin hypercube parameter sampling and analytical models[J]. Computers & Geosciences, 35(10): 2065-2073.
- Chaplot V. Impact of DEM mesh size and soil map scale on SWAT runoff, sediment and NO₃-N loads predictions[J]. Journal of Hydrology, 2005, 312: 207-222.
- Dechmi F, Burguete J, Skhiri A. SWAT application in intensive irrigation systems: Model modification, calibration and validation[J]. Journal of Hydrology, 2012, 470-471: 227-238.
- Francos A, Elorza F J, Bouraoui F, et al. Sensitivity analysis of distributed environment simulation models: understanding the model behavior in hydrological studies at the catchment scale[J]. Reliability Engineering System Safety, 2003, 79: 205-218.

- Green C H, van Griensven A. Autocalibration in hydrologic modeling: Using SWAT2005 in small-scale watersheds[J]. Environmental Modelling and Software, 2008, 23(4): 422-434.
- Huang Z H, Xue B, Pang Y. Simulation on stream flow and nutrient loadings in Gucheng Lake, Low Yangtze River Basin, based on SWAT model[J]. Quaternary International, 2009, 208(1-2): 109-115.
- Huntington D E, Lyrinzist C S. Improvements to and limitations of Latin hypercube sampling[J]. Probabilistic Engineering Mechanics, 1998, 13(4): 245-253.
- Hossain F, Anagnostou E N, Bagtzoglou A C. On Latin Hypercube sampling for efficient uncertainty estimation of satellite rainfall observations in flood prediction[J]. Computers & Geosciences, 2006, 32(6): 776-792.
- Hora S T, Helton J C. A distribution-free test for the relationship between model input and output when using Latin hypercube sampling[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2003, 79(3): 333-339.
- Herrera L J, Pomares H, Rojas I, et al. Global and local modelling in RBF networks [J]. Neurocomputing, 2011, 74(16): 2594-2602.
- Han H G, Chen Q, Qiao J F. An efficient self-organizing RBF neural network for water quality prediction [J]. Neural Networks, 2011, 24(7): 717-725.
- Kannan N, White S M, Worrall F, et al. Hydrological modelling of a small catchment using SWAT-2000 — Ensuring correct flow partitioning for contaminant modelling[J]. Journal of Hydrology, 2007, 334(1-2): 64-72.
- Kannan K, White S M, Whelan M J. Predicting diffuse-source transfers of surfactants to surface waters using SWAT[J]. Chemosphere, 2007, 66(7): 1336-1345.
- Klaus E C, Khardt L Z. Parameter uncertainty and the significance of simulated land use change effects[J]. Journal of Hydrology, 2003, 273: 164-176.
- Kweon K E, Lee J H, Ko Y D, et al. Neural network based modeling of HfO₂ thin film characteristics using Latin Hypercube Sampling[J]. Export Systems with Applications, 2007, 32(2): 358-363.
- Line D E. Nonpoint source pollution[J]. Water Environment Research, 1998, 70(4): 598-911.

- Luengo J, García S, Herrera F. A study on the use of imputation methods for experimentation with Radial Basis Function Network classifiers handling missing attribute values: The good synergy between RBFNs and Event Covering method [J]. *Neural Networks*, 2010, 23(3): 406-418.
- Moody J, Darken C J. Fast learning in networks of locally-tuned processing units [J]. *Neural computation*, 1989, 1(2): 281-294.
- Moriasi D, Arnold J, Van Liew M, et al. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations[J]. *Transactions of ASAE*, 2007, 50(3): 885-900.
- Muleta M K, Nicklow J W. Sensitivity and uncertainty analysis coupled with automatic calibration for a distributed watershed model[J]. *Journal of Hydrology*, 2005, 306: 76-83.
- Nasr A, Bruen M, Jordan P, et al. A comparison of SWAT, HSPF and SHETRAN/GOPC for modelling phosphorus export from three catchments in Ireland[J]. *Water Research*, 2007, 41(5): 1065-1073.
- Naresh P, Dharmendra S, Raghavan S. Field_SWAT: A tool for mapping SWAT output to field boundaries[J]. *Computers & Geosciences*, 2012, 40: 175-184.
- Odongo V O, Onyaodo J O, Mutua B M, et al. Sensitivity analysis and calibration of the Modified Universal Soil Loss Equation (MUSLE) for the upper Malewa Catchment, Kenya[J]. *International Journal of Sediment Research*, 2013, 28(3): 368-383.
- Qiu L J, Zheng F L, Yin R S. SWAT-based runoff and sediment simulation in a small watershed, the loessial hilly-gullied region of China: capabilities and challenges[J]. *International Journal of Sediment Research*, 2012, 27(2): 226-234.
- Rathjens H, Oppelt N. SWAT grid: An interface for setting up SWAT in a grid-based discretization scheme[J]. *Computers & Geosciences*, 2012, 45: 161-167.
- Regis R G. Stochastic radial basis function algorithms for large-scale optimization involving expensive black-box objective and constraint functions [J]. *Computers & Operations Research*, 2011, 38(5): 837-853.
- Sakaguchi A, Eguchi S, Kato T, et al. Development and evaluation of a paddy module

- for improving hydrological simulation in SWAT[J]. *Agricultural Water Management*, 2014, 137: 116-122.
- Samanta B, Bandopadhyay S. Construction of a radial basis function network using an evolutionary algorithm for grade estimation in a placer gold deposit[J]. *Computers & Geosciences*, 2009, 35(8): 1592-1602.
- Santhi D, Arnold J G, Williams J R, et al. Validation of the SWAT model on a large river basin with point and non-point sources[J]. *Journal of American Water Resources Association*, 2001, 37(6): 1169-1188.
- Shrestha S, Kazama F, Newham L T H, et al. Catchment scale modelling of point source and non-point source pollution loads using pollutant export coefficients determined from long-term in-stream monitoring data[J]. *Journal of Hydro-environment Research*, 2008, 2(3): 134-147.
- Shen Zhenyao, Chen Lei, Liao Qian, et al. Impact of spatial rainfall variability on hydrology and nonpoint source pollution modeling[J]. *Journal of Hydrology*, 2012, 453: 205-215.
- Strauch M, Volk M. SWAT plant growth modification for improved modeling of perennial vegetation in the tropics[J]. *Ecological Modelling*, 2013, 269: 98-112.
- Zhanling Li, Quanxi Shao, Zongxue Xu, et al. Analysis of parameter uncertainty in semi-distributed hydrological models using bootstrap method: A case study of SWAT model applied to Yingluoxia watershed in northwest China[J]. *Journal of Hydrology*, 2010, 385: 76-83.
- Zhang J, Gicquel O, Veynante D, et al. Monte Carlo method of radiative transfer applied to a turbulent flame modeling with LES Modelisation du rayonnement par Monte Carlo appliquée dans les flammes turbulentes simulées par LES[J]. *Comptes Rendus Mécanique*, 2009, 337(6-7): 539-549.
- 蔡孟林. SWAT 模型在茫溪河流域非点源污染研究中的应用[D]. 成都: 西南交通大学, 2013.
- 邓欧平, 孙嗣畅, 吕军. 基于 ArcSWAT 模型的长乐江流域非点源氮素污染源识别和分析[J]. *环境科学*, 2013, 34(3): 1284-1290.

- 丁恩俊, 谢德林, 魏朝富等. 基于 MUSLE 模型的三峡库区重庆段农业非点源污染危险性评价[J]. 西南大学学报(自然科学版), 2010, 32(5): 96-101.
- 郝芳华, 程红光, 杨胜天. 非点源污染模型——理论方法与应用[M]. 北京: 中国环境科学出版社, 2006.
- 郝芳华, 陈利群, 刘昌明等. 降雨的空间不均性对模拟产流量和产沙量不确定的影响[J]. 地理科学进展, 2003, 22(5): 446-453.
- 郝芳华, 任希岩, 张雪松等. 洛河流域非点源污染负荷不确定性的影响研究[J]. 中国环境科学, 2004, 24(3): 270-274.
- 郝振纯, 李丽, 王加虎等. 分布式水文模型理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- 和继军, 蔡强国, 王学强. 北方土石山区坡耕地水土保持措施的空间有效配置[J]. 地理研究, 2010, 29(6): 1017-1026.
- 吉林省土壤肥料总站. 吉林土壤[M]. 北京: 中国农业出版社, 1998.
- 梁常德, 龙天渝, 李继承等. 三峡库区非点源氮磷负荷研究[J]. 长江流域资源与环境, 2007, 16(1): 26-30.
- 李怀恩, 王莉, 史淑娟. 南水北调中线陕西水源区非点源总氮负荷估算[J]. 西北大学学报(自然科学版), 2010, 40(3): 540-544.
- 李占玲, 徐宗学. 黑河流域上游山区径流模拟及模型评估[J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2010, 46(3): 344-349.
- 刘枫, 王华东, 刘培桐. 流域非点源污染的量化识别方法及其在于桥水库流域的应用[J]. 地理学报, 1988, 43(4): 329-339.
- 刘俊萍, 畅明琦. 径向基函数神经网络需水预测研究[J]. 水文, 2007, 27(5): 12-16.
- 刘伟, 张江潭, 吴霖等. 吉林土种志[M]. 吉林: 吉林科技出版社, 1997.
- 廖谦, 沈珍瑶. 农业非点源污染模拟不确定性研究进展[J]. 生态学杂志, 2011, 30(7): 1542-1550.
- 吕刚, 班小峰, 雷泽勇等. 东北黑土区坡耕地治理过程中的水土保持效应[J]. 水土保持研究, 2009, 16(6): 51-55.
- 秦耀民, 胥彦玲, 李怀恩. 基于 SWAT 模型的黑河流域不同土地利用情景的非点源污染研究[J]. 环境科学学报, 2009, 29(2): 440-448.

- 秦福来, 王晓燕, 王丽华等. DEM 流域特征提取及其在非点源污染模拟中的应用[J]. 地理空间信息, 2006, 4(2): 46-49.
- 史伟达, 崔远来. 农业非点源污染及模型研究进展[J]. 中国农村水利水电, 2009(5): 60-64.
- 彭晓燕, 谭震, 陈昌荣等. RBF 网络参数优化方法及其在开关磁阻电机建模中的应用[J]. 科技导报, 2010, 28(19): 42-45.
- 汤洁, 张爱丽, 侯克怡等. 辽河重污染支流招苏台河径流和泥沙模拟研究[J]. 水土保持研究, 2014, 21(4): 111-115.
- 谭红君. 应用蒙特卡罗抽样法的无线传感器自定位信息融合技术[J]. 中国新技术新产品, 2009, 18: 33-34.
- 吴林祖. 一种城市径流量的计算方法——径流曲线数方程[J]. 上海环境科学, 1987, 12: 39-41.
- 问青春. 我国农业非点源污染研究进展分析[J]. 环境保护与循环经济, 2012(6): 66-68.
- 王少丽, 王兴奎, 许迪. 农业非点源污染预测模型研究进展[J]. 农业工程学报, 2007, 23(5): 265-271.
- 王鹏. 基于 SWAT 模型的岔路河星星哨水库以上流域径流模拟[D]. 吉林大学, 2007.
- 王晓燕, 秦福来, 欧洋等. 基于 SWAT 模型的流域非点源污染模拟——以密云水库北部流域为例[J]. 农业环境科学学报, 2008, 27(3): 1098-1105.
- 王中根, 刘昌明, 黄友波. SWAT 模型的原理、结构及应用研究[J]. 地理科学进展, 2003, 22(1): 79-86.
- 夏军, 王纲胜, 吕爱锋等. 分布式时变增益流域水循环模拟[J]. 地理学报, 2003, 58(5): 789-796.
- 肖军仓, 周文斌, 罗定贵等. 非点源污染模型——SWAT 用户应用指南[M]. 北京: 地质出版社, 2010.
- 薛利红, 杨林章. 面源污染物输出系数模型的研究进展[J]. 生态学杂志, 2009, 28(4): 755-761.
- 薛金凤, 夏军, 马彦涛. 非点源污染预测模型研究进展[J]. 水科学进展, 2002, 13(5): 649-656.

- 许其功, 席北斗, 何连生等. 三峡库区大宁河流域非点源污染研究[J]. 环境工程学报, 2008, 2(3): 299-303.
- 许国根, 贾瑛. 模式识别与智能计算的 MATLAB 实现[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2012.
- 余红, 沈珍瑶. 非点源污染不确定性研究进展[J]. 水资源保护, 2008, 24(1): 1-5.
- 余红, 沈珍瑶. 大宁河流域非点源污染不确定性分析[J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2008, 44(1): 86-91.
- 杨淑静, 张爱平, 杨世琦等. 农业非点源污染现状分析及国内外研究进展[J]. 中国农业气象, 2009, 30(1): 82-85.
- 伊燕平. 地下水数值模拟模型的替代模型研究[J]. 吉林大学, 2010.
- 张荣飞. 基于 SWAT 模型的黄河流域宁夏段径流模拟研究[D]. 西南大学, 2014.
- 朱陆陆. 蒙特卡洛方法及应用[D]. 华中师范大学, 2014.
- 张玉瑞, 陈剑波. 基于 RBF 神经网络的时间序列预测[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(11): 74-76.
- 郑捷, 李光永, 韩振中等. 改进的 SWAT 模型在平原灌区的应用[J]. 水利学报, 2011, 42(1): 88-97.

致谢

三年的硕士学习生涯即将匆匆而过,在此对给予过我帮助的人们表示由衷的感谢。

首先衷心地感谢我的导师鲍新华副教授和卢文喜教授。两位导师渊博的知识、严谨的治学态度、踏实的工作作风、积极的创新精神都深深地影响着我,让我在科研的道路上更快地成长起来。同时生活和学习上殷切的关怀和悉心的教导,也让我感到无比的温暖。

其次我要感谢家人,是他们在背后默默地支持才能让我在学习的道路上继续走下去。尤其是我的父母,在我遇到困难的时候鼓励我,让我有坚定的信念克服眼前的层层阻碍,不断地成长起来。

最后我要感谢师门的兄弟姐妹和我的朋友们,在三年的时光里我们相互帮助,共同进退。在我最迷茫的时候开导我,给予了莫大的帮助,谢谢你们,希望各位在未来的道路上越来越顺利。