

分类号:  
UDC:

密 级:

# 沈阳农业大学

## 博士学位论文

### 黑河中游地区关键土壤属性的空间变异特征与预测制图

王帅

指导教师姓名 王秋兵 教授 沈阳农业大学

张甘霖 研究员 中国科学院南京土壤研究所

Qianlai Zhuang 教授 Purdue University

申请学位级别 博士 专业名称 土地资源与信息技术

论文提交日期 2018年4月21日 论文答辩日期 2018年6月15日

学位授予单位和日期 沈阳农业大学 2018年6月25日

答辩委员会主席 姜勇 研究员

评阅人 匿名 教授

评阅人 匿名 教授

评阅人 匿名 教授

评阅人 匿名 教授

评阅人 匿名 教授

2018年6月15日

Dissertation for Doctorate

**Spatial Distribution Characteristics and Predictive  
Mapping of Key Soil Properties in the Middle  
Reaches of the Heihe River Basin**

Candidate: Shuai wang

Supervisor: Qiubing Wang

Ganlin Zhang

Qianlai Zhuang

Speciality: Land Resource and Information Technique

Research Field: Digital Soil Mapping

College: Land and enviroment

**Shenyang Agricultural University**

June, 2018



## 目 录

摘 要.....	I
Abstract.....	III
第一章 前言 .....	1
1.1 引言.....	1
1.2 文献综述.....	2
1.3 研究目的和意义.....	27
1.4 研究问题.....	29
1.5 技术路线.....	31
第二章 研究区概况 .....	32
2.1 自然概况.....	32
2.2 社会经济概况.....	38
2.3 黑河流域中游地区开发史.....	45
2.4 生态问题.....	48
第三章 数据预处理与研究方法 .....	52
3.1 样品采集.....	52
3.2 土壤理化性质测定.....	55
3.3 土壤田间持水量测定.....	56
3.4 土壤饱和导水率测定.....	56
3.5 环境变量收集.....	59
3.6 深度函数模型.....	61
3.7 空间预测模型.....	64
3.8 精度评价指标.....	72
第四章 土壤有机碳空间分布特征及储量估算 .....	74
4.1 描述性统计特征分析.....	74
4.2 取样策略、模型预测性能与不确定性分析.....	75
4.3 环境因子重要性分析.....	80
4.4 土壤有机碳和容重的深度分布.....	82
4.5 土壤有机碳储量的空间预测.....	84
4.6 小结.....	86
第五章 黑河流域中游地区表层土壤饱和导水率预测.....	88
5.1 方法概述.....	88
5.2 黑河流域中游地区的气候-植被景观模型 .....	89
5.3 土壤饱和导水率预测与精度评价.....	91
5.4 制图方法评价.....	94

---

5.5 小结.....	97
<b>第六章 土壤田间持水量空间分布特征与三维预测制图研究.....</b>	<b>98</b>
6.1 建立土壤田间持水量的深度分布函数.....	98
6.2 深度函数的空间预测.....	102
6.3 土壤田间持水量三维预测与精度评价.....	104
6.4 三维制图方法评价.....	107
6.5 小结.....	110
<b>第七章 结论与展望 .....</b>	<b>111</b>
7.1 结论.....	111
7.2 创新点.....	112
7.3 展望.....	113
<b>参考文献 .....</b>	<b>114</b>
<b>致谢.....</b>	<b>132</b>
<b>攻读学位论文期间发表文章 .....</b>	<b>134</b>



# Contents

<b>Chinese Abstract .....</b>	<b>I</b>
<b>Abstract.....</b>	<b>IV</b>
<b>Chapter 1 Introduction.....</b>	<b>1</b>
1.1 Introduction.....	1
1.2 Research history and current situation.....	2
1.3 The objective and significance.....	26
1.4 Research content.....	28
1.5 Technical route .....	29
<b>Chapter 2 Research area .....</b>	<b>31</b>
2.1 Natural situation.....	31
2.2 Social and economic situation .....	37
2.3 Development history .....	44
2.4 Ecological problems.....	47
<b>Chapter 3 Data preprocessing and research methods.....</b>	<b>52</b>
3.1 Soil sample.....	52
3.2 Determination of soil physical and chemical properties.....	55
3.3 Determination of soil field capacity.....	56
3.4 Determination of saturated hydraulic conductivity.....	56
3.5 Environment variables collected.....	59
3.6 Depth function model .....	61
3.7 Spatial prediction model .....	64
3.8 Accuracy evaluation index .....	72
<b>Chapter 4 Spatial distribution characteristics and stocks estimation of soil organic carbon .....</b>	<b>74</b>
4.1 Descriptive statistics .....	74
4.2 Sampling strategy evaluation, model performance, and uncertainty .....	75
4.3 Importance of environmental variables .....	79
4.4 Modeling of the soil organic carbon depth distribution.....	81
4.5 Spatial prediction of soil organic carbon stocks .....	84
4.6 Conclusions.....	86
<b>Chapter 5 Prediction of saturated hydraulic conductivity of topsoil</b>	<b>88</b>
5.1 Method overview .....	88
5.2 Climate - vegetation landscape model .....	89

5.3 Saturated hydraulic conductivity prediction and precision evaluation ....	91
5.4 Mapping method evaluation .....	94
5.5 Conclusions.....	97
<b>Chapter 6 Study on spatial distribution characteristics and</b>	
<b>three-dimensional prediction of soil field capacity .....</b>	<b>98</b>
6.1 Establish the depth distribution function of soil field capacity.....	98
6.2 Spatial prediction of depth function.....	102
6.3 Three-dimensional prediction and accuracy Evaluation of Soil field capacity .....	104
6.4 Evaluation of three dimensional mapping methods.....	107
6.5 Conclusions.....	110
<b>Chapter 7 Conclusion and Prospect.....</b>	<b>111</b>
7.1 Conclusion .....	111
7.2 Innovation point.....	112
7.3 Prospect.....	113
<b>References .....</b>	<b>114</b>
<b>Acknowledgement .....</b>	<b>132</b>
<b>Published papers .....</b>	<b>134</b>



## 摘 要

干旱和半干旱地区生态环境极其脆弱,土壤质量与区域生态系统的健康和稳定性密切相关。土壤有机碳决定着土壤的物理、化学和生物学特性,是决定土壤质量的重要指标,并在全球碳循环中起着重要的作用。土壤水分作为干旱和半干旱地区植物生长最大的限制因子,其空间分布格局直接决定着植物的种类与数量,对干旱和半干旱地区生态系统的结构和功能起着决定性作用。土壤有机碳和土壤水分的精确制图可以为防止水土流失、植被保护、生态环境管理及区域尺度下可持续发展提供重要的科学数据基础。

本研究以黑河流域中游地区为研究区。由于该区空间尺度大,景观条件复杂,致使区域内成土环境的空间异质性强、土壤的形成过程多种多样,土壤属性的精确模拟较为困难。此外,现有数字土壤制图的研究普遍基于大批量密集性的采样,往往需要大量的时间和经费投入,因此,基于有限采样点位的预测性土壤制图研究具有重要意义。目前的数字土壤制图研究中,不管空间预测模型还是深度函数模型的建立都缺少对土壤发生学知识的运用。运用土壤发生学知识不仅可以了解土壤的形成因素、发生过程、类型及其性质,而且可以提高土壤属性的空间预测真实性和准确性。

本论文首先假设土壤发生学知识可以用于提高土壤属性空间预测的合理性和准确性。为了验证该假设,在黑河流域中游地区运用目的性采样方法,采集了 80 个土壤剖面数据和 43 个土壤表层饱和导水率数据,并结合 12 个环境变量,将土壤发生学知识与指数函数、增强回归树模型和环境相似度量模型有机的结合起来,探讨了区域内土壤有机碳、饱和导水率和田间持水量的空间分布特征,其主要结果如下:

(1) 运用等面积样条函数和分类指数函数, 对土壤有机碳和田间持水量进行了深度分布模拟。等面积样条函数可以很好的模拟出黑河流域中游地区土壤有机碳的深度分布特点, 基于区域内土壤田间持水量所建立的深度分布函数, 可以反映黑河流域中游地区 1 m 深土体内的三种田间持水量的分布模式, 即随深度递减型、随深度递增型和随深度先递减再递增型。这两种深度函数的模拟精度均较高, 模拟  $R^2$  的均值分别为 0.93 和 0.86。

(2) 将土壤形成过程知识与景观划分相结合, 利用高斯混合模型将研究区内复杂的景观环境划分为 6 个环境条件相对一致的“气候-植被”景观单元。每个景观单元表达为区域内土壤饱和导水率分布类型与特征要素的组合集, 基于景观单元的数字土壤制图方法可以提高模型预测的灵活性与真实性。

(3) 利用深度分布函数对土壤有机碳和田间持水量的三维分布进行模拟, 并结合增强回归树模型对其三维空间进行预测制图。这两种方法可以较好地描述黑河流域中游地区的土壤有机碳和土壤田间持水量进行三维空间分布特征, 土壤有机碳的 MAE (mean absolute error)、RMSE (root mean of squared error)、 $R^2$ (Coefficient of Determination) 和 LCCC (lin's concordance correlation coefficient) 范围为 0.40-0.85  $\text{kg m}^{-3}$ , 0.55-1.21  $\text{kgm}^{-3}$ , 0.39-0.65 和 0.56-0.80, 而土壤田间持水量为 1.57%、7.89%、0.63 和 0.81。

在大尺度复杂景观条件下, 基于土壤发生学知识的数字土壤制图方法可以对土壤属性的空间分布特征进行较准确的描述, 符合土壤属性预测制图的需求, 为区域土壤有机碳库估算和农田灌溉等提供数据支撑。

**关键字:** 土壤-景观模型; 土壤有机碳; 饱和导水率; 土壤田间持水量

## **Abstract**

The ecological environment in arid and semi-arid regions is extremely fragile. As a carrier of plant growth, the quality of soil directly determines the stability of fragile ecosystems in the region. Soil organic carbon (SOC) determines the physical, chemical and biological characteristics of soil. SOC content directly affects crop growth and distribution pattern and plays an important role in the global carbon cycle. As the limiting factor of plant growth in arid and semi-arid areas, soil water distribution directly determines the species and quantity of plants, which plays a decisive role in the structure and function of arid and semi-arid ecosystems.

In this study, the middle reaches of the Heihe River Basin was selected as a research area, due to its large spatial scale and complex landscape conditions, a strong spatial heterogeneity of the soil-forming environment, and the formation of a variety of soil processes. Given these complexities, it is difficult to accurately simulate the two-dimensional (2D) and three-dimensional (3D) soil properties in the area. In addition, the current study of digital soil mapping (DSM) is generally based on sampling in large quantities and often requires significant time and expense. The 2D and 3D DSM has low accuracy in predicting soil properties at large scales. Therefore, using finite sampling points is of great significance in the research with DSM. However, neither the spatial prediction model nor the depth function model has used the knowledge of soil genesis. Using the knowledge of soil genesis can not only understand the formation of soil factors, occurrence process, type and nature, but also improve the accuracy of spatial prediction of soil properties.

In this dissertation, we first assume that the knowledge of soil genesis can be used to improve the spatial prediction of soil properties. To test this hypothesis, we collected 80 soil profile datasets and 43 soil surface saturated hydraulic conductivity (SHC) datasets using the purposeful sampling method in the middle reaches of the Heihe River Basin. In combination with 12 environmental variables, soil knowledge, exponential function, boosted regression tree model and similarity-based model were combined to explore the spatial prediction of SOC, SHC and soil field capacity (SFC). The main results are as follows:

(1) Combining the equal-area spline function and classification exponential function and the knowledge of soil genesis, the depth distribution of SOC and SFC was simulated. The equal-area spline function can well simulate the depth distribution of SOC in the middle reaches of the Heihe River basin. The classification exponential function was established on the basis of the depth distribution pattern of SFC capacity in the region. The depth distribution function can reflect the distribution pattern of three kinds of SFC in the depth of 1m in the middle reaches of the Heihe River basin, including a decrease with depth, an increase with depth, and a decrease initially and an increase afterwards. The results show that the depth functions provided high fitting accuracy, with a mean  $R^2$  of 0.93 and 0.86, respectively.

(2) According to the Gauss mixture model, the complicated landscape environment in the study area is divided into six "climate-vegetation" landscape units under relatively uniform environmental conditions. Each landscape unit is expressed as a set of features of the type and distribution of SFC in the region. Compared with

other DSM methods, this method can provide the flexibility and authenticity of model predictions.

(3) The depth distribution function was used to define the 3D distribution of SOC and SFC. The 3D spatial prediction maps were constructed based on the boosted regression tree model. These two methods can describe the characteristics of 3D spatial distribution of SOC and SFC in the middle reaches of the Heihe River basin. The ranges of MAE (mean absolute error), RMSE (root mean of squared error),  $R^2$  (Coefficient of Determination), and LCCC (lin's concordance correlation coefficient) of SOC are 0.40-0.85  $\text{kg m}^{-3}$ , 0.55-1.21  $\text{kgm}^{-3}$ , 0.39-0.65 和 0.56-0.80, respectively. The MAE, RMSE,  $R^2$ , LUCC of SFC is 1.57%, 7.89%, 0.63 and 0.81, respectively.

Under the conditions of large-scale and complex landscapes, the DSM method based on the knowledge of soil genesis can accurately describe the spatial distribution of soil properties, which satisfies the relevant administrative and research departmental need, such as estimating SOC pool and farmland irrigation level.

**Keywords: Soil-landscape model; Soil organic carbon; Saturated hydraulic conductivity; Soil field capacity**



# 第一章 前言

## 1.1 引言

干旱和半干旱区约占全球陆地总面积的 1/3, 而我国, 干旱区总面积约为 97.6 万  $\text{km}^2$ , 占国土总面积的 38.3% (王根绪和程国栋, 1999)。黑河作为我国西北干旱地区第二大内陆河流, 位于河西走廊农牧交错带上, 流域内戈壁荒漠、平原绿洲、森林草原和高山冰川构成复杂的生态系统。黑河流域中游地区是我国主要商品粮基地, 同时也是西北风沙危害最严重的地区之一, 降雨稀少、干燥多风、蒸发强烈, 植被稀疏, 加上地表水资源分布不均, 形成了“沿河有绿洲, 无河变荒漠”的独特自然景观 (卢玲等, 2001a)。土壤作为植物生长的基质, 包含着植物生长所需要的所有营养物质, 其质量的高低, 直接影响着干旱区生态系统的稳定性 (赵其国和孙波, 1997)。土壤有机碳 (Soil Organic Carbon) 影响着土壤的物理、化学与生物性质, 植物生长的状况、分布格局与多样性, 并在全球碳循环中处于十分重要的作用 (潘根兴等, 2003)。土壤水分作为干旱地区植物生长最大的限制性因子, 其空间分布及数量的变化直接影响着植物的种类和数量, 控制着植被分布格局、多样性和演替, 对干旱生态系统的结构与功能起着至关重要的作用 (邵明安等, 1997)。因而, 土壤有机碳和土壤水分的精确制图研究对防止水土流失、植被保护、生态环境管理及区域尺度下可持续发展具有重要的作用。

土壤空间信息通常是通过土壤图来表达, 它可以更加形象和直观的反应土壤的分布规律与信息 (张甘霖等, 2001)。传统的土壤图是以多边形为单位进行土壤信息的表达, 同一个多边形内土壤信息一致, 但土壤单元边界往往描述不清, 因此其并不能真实反应土壤属性空间连续的变化特征 (杨琳等, 2010)。除此之外, 传统的土壤制图往往基于大量的野外调查和试验分析, 需要经验丰富土壤专

家利用大量的时间手工绘制而成，这一过程不仅耗时耗力，而且土壤图还存在主观性强和时效性差等缺点（McBratney et al, 2003）。

近几十年来，随着信息技术的快速发展，特别是数据获取手段和分析方法的进步，使准确、廉价和快速的获取土壤的空间属性信息成为现实，因此，形成了一种新的土壤空间信息技术——数字土壤制图（Digital Soil Mapping, DSM）。目前，以“土壤-景观模型”为基础的数字土壤制图技术，结合 3S（地理信息系统（GIS），遥感技术（RS），全球定位技术（GPS））空间分析技术和数据挖掘等手段，建立起土壤属性值与环境要素之间的数值关系模型，对土壤属性的空间分布特征进行预测（孙福军等，2011；孙孝林等，2013；McBratney et al, 2003）。数字土壤图以栅格的数据形式表征土壤属性的渐变空间分布特征，其极大的提高了利用电子图形表达土壤属性空间信息的真实性与准确性（Sanchez et al, 2009；Malone et al, 2017）。与传统制图方法相比，数字土壤制图技术明显节约大量的资金与时间成本，并可以显著的提高预测精度（Yang et al, 2016a）。因此，数字土壤制图技术正成为获取土壤空间信息的主要手段。

## 1.2 文献综述

### 1.2.1 数字土壤制图研究进展

19 世纪末到 20 世纪初，随着土壤学者对土壤形成发育的过程及其影响因素大量研究工作的开展，为土壤信息的数字化获取表达提供了可靠的理论基础，并逐步建立了“土壤-景观模型”（Jenny, 1941）。“土壤-景观”模型可以追溯到俄国的土壤学家道库恰耶夫（B.B.Dokuchaev）时代，其在 1883 年创立了“成土因素学说”，并提出环境条件决定着土壤发育的假说，认为土壤是由气候、生物、地形、母质和时间五个因素共同作用所形成的自然体。这一假说为“土壤-景观模型”



理论的形成奠定了基础。20 世纪 40 年代，美国土壤学家 Jenny 在此基础上提出了著名的成土因素方程。Jenny 成土因素方程如下：

$$S = f(c, l, o, r, p) \quad (1-1)$$

式中， $c$ 、 $o$ 、 $r$ 、 $p$  和  $t$  分别对应着气候因素、生物因素、地形因素、母质因素和时间因素；而省略号则表示为可能对土壤属性产生影响的其他次要因素。该方程以数学形式给出了土壤和成土因素之间的关系，并作为土壤属性预测的一个重要概念模型。但是，受当时的分析方法与手段的限制，该方程很难对土壤的属性值进行量化，而仅能用于揭示土壤属性值与成土要素之间的模型关系。直至 20 世纪 70 年代，随着信息技术的发展，Jenny 成土因素方程才开始被用于土壤属性的空间模拟与预测（例如，Anuta et al, 1971; Pratt and Ellyett, 1979; Karale et al, 1983; Bliss and Reybold, 1989; Kudrat et al, 1992; Moore et al, 1993）。在 2003 年，McBratney et al 学者在 Jenny 成土因素方程的基础上，提出 scorpan 方程，用于对土壤和环境关系进行定量描述和土壤属性的预测，其表达式为：

$$S = f(s, c, a, r, p, t) \quad (1-2)$$

scorpan 方程中不仅包括 Jenny 成土因素方程所提到五大成土因素：气候因素（ $c$ ）、生物因素（ $o$ ）、地形因素（ $r$ ）、母质因素（ $p$ ）和时间因素（ $a$ ），还包括土壤因素（ $s$ ）和空间因素（ $n$ ）。其与 Jenny 成土因素方程相比优势更加明显：首先，其明确了利用环境变量对土壤属性进行空间预测的目标；其次，它以实测或者野外专业人员调查的样本为依据，建立起土壤属性与环境要素之间的函数关系；最后，在所建立的函数关系的基础上，进行空间预测。由于 scorpan 方程可以清楚的描绘出土壤属性与成土环境因素之间的函数关系，因此其被广泛的用于

土壤属性的定量预测(Grimm et al, 2008; Grunwald, 2009; Vaysse and Lagacherie, 2015)。数字土壤制图便是以此方程为基础, 利用数字化的环境变量, 采用地统计、专家知识模型、回归模型和机器学习等方法来对土壤属性与环境变量之间的数值关系进行模拟, 以达到直观、形象的反映土壤属性的空间变异的实际情况(Adhikari et al, 2014)。

随着 3S 和数据挖掘技术的迅猛发展, 同时伴随着这一时期大量数学函数模型的出现, 极大的提高了土壤属性和环境要素的获取的便捷性与准确性(孙孝林等, 2013)。对“土壤-景观”模型的逐步完善和用于土壤属性信息定量表达具有重要的意义。目前, “土壤-景观”模型已形成较成熟的土壤属性空间预测模型, 并为数字土壤制图的研究提供了基础的框架(孙福军等, 2011)。现有的数字土壤制图研究中, 地形因素是最频繁使用的环境因素, 其次是气候、生物、母质、土壤时间和空间因素(McBratney et al, 2003):

### 1.地形因素

地形因素在土壤发育形成过程中作为关键的成土因素起着主要作用, 其对土壤形成的影响主要是通过引起物质、能量的再分配并可持续地作用于土壤, 引起水热条件的差异, 影响区域小气候和植物生长类型, 从而对土壤属性的空间分布模式产生间接影响(杨琳等, 2011)。目前, 众多研究学者认为, 对于地形波动较大的研究地区, 地形因素可以较好的解释其土壤属性的空间变化格局(Adhikari et al, 2014; Yang et al, 2016a; Wang et al, 2017)。黄魏等(2016)从地形数据中提取海拔、坡向、坡度等 7 个环境要素, 采用空间数据挖掘方法建立起土壤-环境关系, 对湖北省黄冈市淝水河流域的传统土壤图进行更新, 最终土壤图的精度提高了约 11%。Tesfaye et al (2016) 利用环境变量对埃塞俄比亚中部高地的土

壤有机碳和全氮含量进行了空间预测,结果表明地形因素是影响该区域土壤有机碳和全氮含量空间变异的主要环境因子。许多研究学者指出,随着空间尺度的增加,不同地形因素对土壤属性的作用效果也显著不同。例如:在大尺度地区,海拔高度因子重要性明显高于局部地形变量(坡度、坡向和剖面曲率等)(Odeha et al, 1994; Charles et al, 2006; Kravchenko and Robertson, 2007; Wang et al, 2011; Tesfaye et al, 2016)。现阶段地形因素主要通过数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM)推导获得(Wang et al, 2017),包括可以通过 ArcGIS 直接生成坡度、坡向、海拔、剖面曲等环境要素,以及需要经过二次计算获得的派生地形要素,如地形湿度指数和径流强度指数等。

## 2.气候因素

气候因素通过与土壤进行水分和热量的交换而对土壤的形成过程产生最为复杂和持久的影响(Hudson and Wackernagel, 1994; Wang et al, 2011)。气候对土壤形成的影响主要是通过温度、降水、湿度和蒸发等因素发挥作用,即水热条件及其动态的综合效应(Lal, 2004)。气候控制土壤的形成方向及土壤属性的空间分布格局,可以解释为气候因素决定着成土过程的水热条件,直接影响到土壤中的水、气、热的状况和变化(Follett et al, 2012)。此外,气候还制约着土壤的形成过程,其对土壤成土过程的影响主要表现为:影响土壤中物质的迁移和影响土壤中物质的分解、合成和转化(Podwojewski et al, 2011)。Jobb gy 和 Jackson (2000)利用三个全球尺度的土壤剖面数据集估算了全球土壤有机碳含量和 3 m 深土层内的有机碳储量,并指出温度和降水是影响土壤有机碳含量与储量变化的主要气候因素。Yang et al (2016b)对祁连山地区土壤有机碳储量进行了估算,认为温度和降雨是预测土壤碳储量空间分布的重要气候因子。对于土壤有机碳和

土壤水分的空间格局预测，气候因素不仅是重要的预测变量，更是重要的生物指标，因为气候因素通常影响区域植被的类型和生物活性（Hudson and Wackernagel, 1994）。

### 3 生物因素

生物作用主要是通过参与土壤中有机物质的合成与分解、土壤结构的形成、物质的搬运等过程影响土壤的形成，促进形成不同的土壤剖面类型及其空间分布特点（McBratney et al, 2003）。在以往的土壤属性调查工作之中，通常利用植被生长状况来对土壤属性进行空间反演。20 世纪 70 年代以来，大量土壤工作者开始将土地利用现状图和植被类型图被作为生物变量对土壤属性的空间分布模式进行预测研究（Wang et al, 2011; Dorji et al, 2014）。随着遥感信息技术的发展，基于遥感技术的归一化植被覆盖指数（NDVI）也被引入到数字土壤制图的研究中并被广泛使用（Yang et al, 2015）。Gabarrón-Galeote et al（2015）对地中海地区撂荒土壤进行研究发现，随着撂荒年限的增加，土壤有机碳和 NDVI 具有平行的线性关系，指出 NDVI 可以用来对土壤有机碳的空间分布进行预测。此外，Nyssen et al（2008）对埃塞俄比亚裂谷地区的有机碳储量的时空分布进行空间预测，指出 NDVI 因子与两个时期土壤有机碳储量都显著相关，认为 NDVI 应该作为主要的预测因子应用在未来相似地区的土壤有机碳储量估算研究中。

### 4.母质因素

母质是土壤形成的物质基础，而其粒度直接决定着土壤的质地，此外，其化学成分直接决定着土壤养分的高低（孙福军等，2011）。然而，在实际的工作中通常较难直接获取土壤母质的空间分布信息。因此，许多学者用地质图或地貌图来替代母质图并运用到数字土壤制图的研究中（Soomro et al, 2008）。

## 5.时间因素

时间因素作为一切事物运动发展的必要条件（孙孝林等，2013）。土壤的形成和发育与其他事物运动发展变化一样，是随着时间的变化在上述地形、气候、生物和母质等因素共同作用的结果（McBratney et al, 2003）。随着时间的进展而不断变化，通常时间越长，土壤性质和肥力的变化越大。然而，在现如今的数字土壤制图研究中，对于时间因素很难将其定量化。因此，很少将时间因素作为变量在土壤属性的预测之中。

## 6.土壤因素

未知的土壤属性往往可以利用与已知的土壤属性通过建立函数关系进行预测。因此，McBratney et al（2003）将土壤因素作为一个重要的因子加入 scorpan 方程进行土壤属性空间预测。随着数据获取的手段与方法的进步，土壤信息的获取越来越丰富与详尽，例如遥感信息、土壤属性图和土壤类型图等（Minasny et al, 2006; Kempen et al, 2011; Martin et al, 2014; Heung et al, 2016; Mulder et al, 2016）。

## 7.空间因素

土壤作为“历史自然体”，是特定的历史——地理因子的产物，它的形成、发展和变化与地理环境密不可分。土壤类型通常随着空间的转移而发生变化（Lagacherie and McBratney, 2006）。土壤属性的空间变异分布特征通常是随地表空间位置变化所引起的水分和热量的变化而产生的。因此，空间位置信息不仅反映土壤属性的空间分布特征，而且还可以反映空间环境因素的分布特征。同时，因为空间位置信息较容易获得，其被作为一种有价值的环境的变量被广泛的用于数字土壤制图（Hudson and Wackernagel, 1994）。

“土壤-景观”模型是进行土壤属性信息化定量表达研究的基础（孙福军等，2011；McBratney et al, 2003）。而模型预测方法是通过建立土壤属性和环境要素之间的函数关系，并在此基础上进行土壤属性的空间预测（孙孝林等，2013）。随着数学理论和方法的进步以及计算机信息技术的发展，为数字土壤制图模型方法的发展提供了研究基础，其模型方法可以归纳为地统计模型、机器学习模型和混合模型等。

### 1.2.2 数字土壤制图研究方法综述

国外关于数字土壤制图的研究起步较早，并且应用“土壤-景观”模型建立多种方法对土壤类型和属性进行空间预测制图。McBratney et al（2003）将这些方法细化为十大类：线性回归、广义线性回归、广义加权回归、分类和回归树、模糊系统、神经网络、增强模型、专家知识、非监督分类和其他方法（如遗传算法）。虽然 McBratney et al（2003）的统计模型方法非常详尽，但是在实际数字土壤制图的研究之中有些算法的应用较少。Scull et al（2003）也将上述方法进行整理并最终归并为四大类：地统计、数理统计、决策树和专家知识。Scull et al（2003）的统计结果基本包含了大部分的数字土壤制图预测方法。因此，在本节中依据 Scull et al（2003）的分类结果并且按照使用的频率进行逐一描述。此外，本节中还增加了遗传算法和其他并不常用的预测方法的介绍。

#### 1. 地统计法

20 世纪 70 年代早期，土壤学者意识到传统土壤属性制图中的内部制图单元并没有被较好的定量化描述（Webster and Burgess, 1980）。因此，土壤科学家将地统计的相关知识引入到土壤科学研究工作之中处理这一问题。地统计方法中，以区域化变量为基础，分析土壤属性空间自相关性，模拟土壤属性的空间自相关

的模型，之后利用采集的土壤样本信息进行空间插值，最终获得土壤属性的空间分布图 (McBratney et al, 2003)。目前，此方法被广泛的用于数字土壤制图的研究中，其主要包括：普通克里格 (Ordinary Kriging)、泛克里格 (Universal Kriging)、外部漂移克里格 (External Drift Kriging)、协同克里格 (Co-Kriging)、回归克里格 (Regression Kriging) 和因子克里格 (Factorial Kriging) 等。

普通克里格方法是依据半方差函数对土壤属性进行空间预测。Burgess 和 Webster 于 1980 年首先将普通克里格引入到土壤学的研究之中，随后大量的学者运用该方法来对土壤属性的空间分布特征进行预测，包括土壤肥力、土壤盐分、土壤污染和土壤微量元素等 (Dalal and Henry, 1986)。泛克里格则是在普通克里格的基础上，将土壤属性的空间变化的趋势引入到模型中进行土壤属性预测。而外部漂移克里格与泛克里格相似，所不同的是外部漂移克里格将外部变量作为主要因素来分析预测变量在空间变化的趋势，最后进行空间预测。协同克里格则是在分析所预测的土壤属性与其他较容易获取的土壤环境要素之间的相关性基础上，以协同变量的方法来提高土壤属性预测的精度 (Kravchenko and Robertson, 2007)。回归克里格方法是将地统计方法与常规统计方法相结合，最后将残差进行普通克里格插值以达到对总体预测精度修正的一种方法。因子克里格则是采样多种克里格方法对土壤属性进行预测，最后以权重的方式综合在一起以达到提高土壤属性预测精度目的的方法。目前，国内外许多土壤科学家应用这些克里格方法对土壤属性进行空间预测，如赵永存等 (2005)、张忠启等 (2010)、范胜龙等 (2011)、Dalal and Henry (1986)、Eswaran et al (1993) Hudson and Wackernagel (1994)、Kravchenko and Robertson (2007)、Mishra et al (2009)、Kumar et al (2012)、Mishra et al (2012)、Elbasiouny et al (2014) 等等。

地统计方法为土壤属性的连续性预测提供了有效的手段,并且可以更好呈现土壤属性空间变化的连续性。此外,对土壤属性进行空间预测,有助于土壤信息的获取,为精准农业和环境污染的掌控具有重要应用价值,并被证明是一种较好且容易掌握的数字土壤制图的方法(孙福军等,2011)。

尽管,地统计方法被证明是一种最广泛且实用的数字土壤制图方法,但是仍然存在诸多不足之处。Goovaerts(2000)认为地统计方法往往忽视了土壤属性与土壤成土要素之间的关系。此外,为了准确的对土壤属性进行空间分布预测,通常需要大量的野外工作对土壤样品进行采集,因此会带来时间和成本的增加。Zhu et al(1997)认为土壤的空间变异性较大,一般需要上百个空间上存在紧密联系的土壤样点才能真实的反应区域内土壤属性的空间特征,因此地统计方法对土壤的采样设计的要求很高。最重要的是地统计方法对空间自相关进行了假设,一旦研究区局部发生突变,则此假设不成立,导致地统计方法不适宜运用到区域变异较大的地区和尺度覆盖较广的研究区。

## 2. 数理统计方法

数理统计方法主要是用来探索土壤属性与环境要素之间的统计关系,并在此基础上模拟“土壤-景观”模型,最终实现土壤属性的空间预测制图。用于数字土壤制图之中的数理统计方法较多,包括相关性分析、方差分析、主成分分析、线性回归、广义线性回归和线性判别分析等(McBratney et al, 2003; Grunwald, 2009)。相关性分析与方差分析主要用来剖析土壤属性与预测变量之间的关系;主成分分析是一种降维运算方法,其主旨在对土壤属性产生影响的众多环境要素之中,获取最主要的环境作用因子;线性回归、广义线性回归和线性判别分析等则是用来模拟“土壤-环境关系模型”,最后用来对土壤属性进行空间预测,获得



土壤属性分布图或类型图（孙孝林等，2013）。

线性回归模型是数理统计方法之中较早且频繁的被用于数字土壤制图研究的方法。Odeha et al（1994）在澳大利亚利用数字高程模型和线性回归模型，建立地形因子与土壤属性之间的线性回归关系，对研究区的土壤属性进行了空间预测。然而，在实际运用之中，土壤属性和环境因子往往表现为非正态分布的情况。因此广义线性模型（Generalized Linear Models，GLMs）被引入到数字土壤制图的研究中以解决这一问题（Lane et al，2002）。广义线性模型是在普通线性模型的基础之上，基于指数分布族（二项分布、泊松分布、正态分布和伽马分布等），将数据划分为不同的数据集，然后针对各个数据集采用不同的多项式函数进行拟合，其主要设计策略是为了克服普通线性回归模型的缺点，是线性回归模型的推广（Lehmann et al，2002）。Qiu 等（2010）利用 6 种模型对黄土高原一个沟壑地区的土壤湿度进行预测，并且利用 13 个指标对 6 个模型的性能进行了评价。结果表明 GLMs 在拟合优度、最佳值、精度和离群值方面表现最佳，可为土壤性质分析和土壤侵蚀建模提供准确的信息。广义双线性模型在数字土壤制图的研究中并不常见，Halimi et al（2011）提出了一种层次贝叶斯算法来估计该非线性模型的丰度和非线性系数——即广义双线性模型（Generalized Bilinear Model, GBM）对土壤光谱数据进行分析，其所提出的混合模型较好地模拟了纯光谱信息之间的相互作用。

### 3. 人工神经网络

人工神经网络（Artificial Neural Network，即 ANN）作为研究热点始于 20 世纪 80 年代，该模型通过模拟人脑神经元网络对信息进行处理工作，将所处理的问题按照不同的链接方式组成不同的网络的数学模型。目前，该方法被广泛的

用于数字土壤制图的研究，包括土壤属性和土壤类型。Behrens et al (2005) 在德国的莱茵兰-普法尔茨地区利用 ANN 模型和地质图、土壤利用现状图、数字高程模型等对土壤图进行更新，获取验证返回超过了 92% 的平均精度，并指出基于 ANN 和扩展数字地形分析方法是节省时间和成本的有效方法，并取得了显著的效果。Zhao et al (2009) 在加拿大西北新布伦瑞克的流域，采用实地测量的土壤质地数据，通过 ANN 模型进行训练和测试。结果表明，基于弹性反向传播算法的 levenberg - marquardt 优化算法优于常用的训练方法。模型预测与现场测定之间的均方根误差为粘粒与砂粒含量分别为 4.0% 和 6.6%，表明通过适当的训练，可以在标定模型的区域(插值)中使用 ANN 模型，或者在其他区域中，输入参数的相对范围与模型校准区域相似。Li et al (2013) 利用径向基函数神经网络模型 (Radial Basis Function Neural Networks Model, RBFNN)，多元线性回归模型 (Multiple Linear Regression, MLR) 和回归克里格 (Regression Kriging, RK) 三种模型预测了整个中国的土壤有机质含量空间分布。此研究中采用在第二次全国土壤调查期间收集的 6241 个土壤样本和来自气候、地形和植被要素的 11 量化的环境因素。结果表明，RBFNN 比 MLR 和 RK 的性能都要高得多，平均相对误差和均方根误差较低。同时，RBFNN 的空间模式也比 RK 和 MLR 更真实。该方法的良好表现可以归结为准确景观单元的划分和 RBFNN 的卓越的性能，以捕捉不同土壤景观单元中土壤有机质含量与环境因子之间的非线性关系。并且认为该神经网络模型对提高大范围内土壤有机质的预测精度起着至关重要的作用。

#### 4. 决策树模型

决策树是自上而下生成的，其中每个决策事件都可能由两个或者多个事件所引起的，并根据已知的概率，采用直观的图形方法对概率进行分析的方法。决策

树方法具有易解释,灵活的处理非线性问题等的优点而被广泛的用于数字土壤制图的研究中。决策树分类算法包括单变量决策树、多变量决策树和混合决策树,而混合决策树是指能够在单个决策树结构中包含几种不同类型的分类算法。与最大似然法和线性判别函数分类器相比,这些决策树算法产出更加精细的分类精度。Friedl 和 Brodley (1997) 利用三种不同类型的决策树分类算法,对不同精度的遥感数据集进行了评价;结果表明决策树算法在分类精度上始终优于最大似然和线性判别函数分类器。特别地,混合树始终对测试的数据集产生最高的分类精度。从总体上看,决策树具有相对简单、直观的分类结构,对遥感应用具有若干优势。此外,决策树算法是严格的非参数化的,因此,对于输入数据的分布不作任何假设,并且对于输入特性和类标签之间的非线性和噪声关系具有灵活性。Kheir et al (2010) 采用回归树模型来预测北黎巴嫩土壤中锌的浓度水平,该型模型可以解释 88%的锌浓度差异,土壤中锌含量分布图的总体精确度(1:50000)约为 78%,并指出回归树模型相对简单,也可以应用于其他科学领域。Henderson et al(2005) 利用包含 135490 土壤采样数据集和气候、地形、遥感影像等环境变量建立决策树模型,生成了 250 m×250 m 分辨率的覆盖整个澳大利亚的土壤 pH、有机碳、总磷、总氮、土层厚度、质地和粘土含量空间预测图,该方法将土壤性质与环境联系起来,并在观测的地点建立一套环境预测规则,可以有效的被用来扩展对大陆范围的预测。目前,还有许多科研人员利用决策树模型对土壤属性和类型的空间预测也做了大量的研究工作(Scull et al, 2005; Häring et al, 2012; Elnaggar and Noller, 2009; Chaney et al, 2016)

## 5. 专家知识模型

专家知识模型是指基于土壤专家多年研究经验的基础之上,借助理理信息技

术,建立“土壤-环境”景观模型对土壤属性和类型进行空间预测的方法。McKenzie and Ryan (1999)以澳大利亚东南部的 Bag 和 Maragle 国家森林为例,以数字化的地质、地貌和气候为环境变量,对土壤剖面深度、总磷和总碳含量进行了实例模拟和空间预测,并且指出随着土壤调查者对“土壤-景观”模型知识的加深,该模型可以更清晰的反映出土壤的形成过程。Zhu et al (2001)运用地理信息系统(GIS)技术和基于专家知识的模糊土壤推理方法提出土壤-土地推理模型 (Soil-Land Inference Model, SoLIM)。该方案有三个主要组成部分:(i)一个采用土壤相似度度量表示的模型;(ii)一组推导相似度度量表示的推理技术,以及(iii)相似度度量表达的使用。相似度表示使土壤景观被认为是一个连续体,从而克服了传统土壤制图中土壤的普遍化。推理技术是基于土壤因子方程和土壤-景观模型。土壤-景观概念的核心主张是如果掌握每一个土壤属性和他所处在的区域环境的直接关系,那么就可以通过评估这一点的环境条件来推断出土壤在景观的每个位置的土壤属性。在此基础上,利用 GIS 或遥感技术对该地区土壤环境条件进行了表征。土壤和其形成环境条件之间的关系是由当地土壤专家或利用一套人工智能技术从野外观察提取的。然后将特征的环境条件与提取的关系结合起来,得出土壤属性在某一区域的相似性表示。该方法使土壤属性信息在空间细节程度和属性精度两方面都具有较高的质量。此外,该方案还通过减少时间和调查的成本来提高土壤调查的效率和后续的更新。然而,SoLIM 的成功程度很大程度上取决于环境数据的可用性和质量,以及研究领域关于土壤环境关系的知识的质量。

## 6. 其他方法

除了以上所提到的较常用的数学模型之外,还有一些其他方法被用于数字土

壤制图的研究工作中，例如增强回归树模型（Boosted regression tree, BRT），支持向量机（Support Vector Machine, SVM）和遗传算法（Genetic Algorithm, GA）等。Wang et al（2017）运用 BRT 和样条函数（Spline）对中国辽宁省的有机碳和全氮储量进行空间预测，并且获得了较高的预测精度。Were et al（2015）比较 SVR、ANN 和随机森林（Random Forest, RF）模型在肯尼亚东部森林地区土壤有机碳储量上的预测性能，结果表明 SVM 模型具有更加卓越的预测性能。Nelson and Odeh（2009）运用 GA 和决策树模型预测澳大利亚的土壤类型图，在相同的条件下 GA 获得更加精确的预测效果。

### 1.2.3 土壤有机碳库研究进展

自 18 世纪 60 年代，近代工业革命以来，化石能源（煤、石油和天然气等）被大量开采使用，造成 CO<sub>2</sub> 等温室气体被大幅度排放到大气中，引起气候变暖等一系列环境问题。联合国政府间气候变化专门委员会（Intergovernmental Panel on Climate Change, IPCC）在 2007 年的《第四次评估报告》显示，大气中 CO<sub>2</sub> 浓度从 1750 年的约 280 ppmv 增加到 1999 年的 367 ppmv，并且其预估到 2050 年全球 CO<sub>2</sub> 浓度将会高达 550 ppmv。IPCC 在 2001 的《第三次评估报告》则揭示从 1981 年到 1990 年的全球平均气温与 100 年前相比增加了 0.48 °C，而这一指标到 20 世纪则攀升到了 0.6 °C，并且以每年 0.017 °C 的速率持续增加中。这些气候的变化将带来一系列的全球生态环境问题：1）造成海平面上升，降雨重新分配，从而影响世界气候格局的变化；2）造成食物链和生物链的影响和破坏；3）引起极端气候的产生，例如：干旱和洪水。因此，全球的碳循环及其平衡问题引起全球许多科研工作者的关注并开展了大量的研究（Jobbágy and Jackson, 2000; Mishra et al, 2009; Gabarrón-Galeote et al, 2015; Tesfaye et al, 2016;

Wang et al, 2016)。现阶段的碳库研究中,陆地碳库最容易受到人为活动的影响,而土壤碳库作为陆地碳库的最重要组成部分约占其 75%,且是温室气体的主要碳汇与碳源,在全球碳循环之中起着关键的作用 (Prentice et al, 2001)。土壤碳库可以划分为有机碳库和无机碳库,而土壤中的碳大部分以有机形式存在于土壤之中,且由于其稳定性比无机碳弱,因此其细微的改变将会引起大气中  $\text{CO}_2$  等温室气体的浓度发生大幅度的变化,此外土壤有机碳还与土壤质量、养分有效性和植物的产量息息相关 (Wang et al, 2016)。目前,探索如何增加土壤中土壤有机碳的固定能力和降低大气中  $\text{CO}_2$  的浓度研究作为土壤科学的热点问题之一而引起土壤学者的广泛关注。而土壤固碳潜力的研究,首先是对区域内土壤的碳储量进行准确估算和固碳潜力进行分析,这就需要在不同尺度以及不同景观格局下开展大量野外采样和室内试验分析工作基础上,对土壤有机碳的空间变异格局与储量的研究。

### 1. 土壤有机碳空间分布特征研究现状

土壤是不均一和变化的连续体,田间实际情况表明:即使在相同质地区域内的土壤中,同一时刻不同空间位置的土壤有机碳含量也具有明显的差异 (Dalal and Henry, 1986)。土壤有机碳的空间变异性是气候、地形、母质和时间等自然因素与人为因素共同作用的结果,环境要素的空间分辨率精细程度直接影响模拟“土壤-景观”过程之中逻辑、经验和物理模型的真实性与准确性 (McBratney et al, 2003)。此外,研究土壤有机碳的空间变异性及其分布特征对生态建模、环境预测、精准农业和自然资源管理也具有重要的意义 (Batjes, 1986)。究其根本,土壤有机碳空间变异性受土壤形成要素的不同组合在空间和时间上作用的影响。在一个总体框架中,土壤有机碳变化可以被看做是功能、空间范围、面积大小、分

分辨率、比例尺、空间位置和地理区域、特定的成土过程和时间因素的功能表达 (Zhu et al, 2001)。从广义上讲, 可以认为随着空间范围、数据空间分辨率精度和时间尺度的增加, 土壤有机碳的变化幅度也会随之增加, 表现为随着时间或空间尺度的不断增大而降低的趋势 (Were et al, 2015)。然而, 这种变化的幅度取决于对“土壤-环境景观”模型模拟的准确性。

描述土壤有机碳空间变异性的方法主要为传统的统计方法、时间序列分析方法、系统级方法、随机模拟方法、分数维方法、机器学习方法以及应用地理信息技术方法等 (张文娟, 2006; 王秋兵等, 2009; Grimm et al, 2008; Wang et al, 2010)。目前, 空间变异性的研究方法中, 地统计方法应用最广, 最早是由法国的学者 Matheron 于 20 世纪 60 年代提出, 其工作原理是以区域化变化、随机函数和平稳性假设等概念为基础, 以变异函数为核心, 以克里格插值方法为手段, 对研究区内的土壤属性空间变异性问题进行分析。自 20 世纪 70 年代以来, 国内外土壤学者陆续开展应用地统计方法和 GIS 方法相结合对区域内土壤有机碳的空间变异情况与分布特征展开研究 (揣小伟等, 2011; 王帅等, 2012; Pouteau et al, 2011; Chuai et al, 2012)。而 20 世纪 90 年代以来, 机器学习方法逐步被用于土壤有机碳的空间变异特征描述研究之中 (Heuvelink et al, 2001; Ahmad et al, 2010)。依据不同的研究目的, 目前国内外学者已开展大量针对不同尺度和研究区域的研究。

在田间尺度上, Chen et al (2000) 利用地统计方法和遥感影像数据对美国乔治亚洲 Crisp 县的 115hm<sup>2</sup> 农田表层土壤有机碳进行了空间预测和变异特征分析, 精度验证结果表明这种方法足够准确对区域内土壤有机碳进行空间预测并可推广到精细农业应用领域。Huang et al (2007) 以中国江苏省如皋市的一个农业样

地为研究对象，利用地统计方法和 GIS 技术对土壤有机质的空间和时空变异性进行分析，并指出作物残体在土壤中的施用和有机肥的施用是提高农田土壤有机质有效手段。Mabit (2008) 选择了加拿大魁北克市东部的 2.16 公顷的农业区为研究地形，利用地统计学和 GIS 技术对该地区土壤有机质和水土流失的变异性 and 空间分布特征进行研究，指出该方法是有用的工具被用于土壤科学特别是在描述水土流失和有机质的空间分布特征上。

景观尺度上，Sumfleth 和 Duttmann (2008) 通过位于中国江西省的刘家湛镇红壤试验站的典型水稻土景观 ( $10 \text{ km}^2$ )，预测了全碳和全氮含量，以及表层土壤砂粒含量空间分布特征。相关性分析表明：一方面，土壤全碳、全氮和砂粒含量与 NDVI 指数密切相关；另一方面，它们与地形变量也显著相关，如海拔和地形湿度指数等。地统计分析进一步反映了这些土壤属性具有的中度结构的空问相关性，并运用多元线性回归、普通克里格、空间反距离克里格和回归克里格方法绘制了全碳、全氮和土壤砂粒含量的空间分布图，并指出回归克里格有着卓越的预测性能，特别在景观尺度的土壤制图研究中，其有效的节约成本和时间。

在流域尺度上，Wang et al (2008) 以位于中国陕西省神木县的  $6.89 \text{ km}^2$  六道沟流域为研究对象，利用经典统计学和地统计学方法来分析其土壤有机碳的空间变异性及相关因素，并指出地形地貌、土壤类型和土地利用方式是造成该流域土壤有机碳空间变异的主要因素。Wang et al (2010) 利用地统计方法对位于中国黄土高原的阳枣沟流域表层 (0-30 cm) 土壤有机碳储量进行空间预测，并分析不同土地利用方式下土壤有机碳储量的变异性 and 空间分布规律，指出在该区域内不同利用方式下土壤有机碳密度的顺序为：林地>果园>草地>幼林地>梯田。

在区域尺度上，Chuai et al 利用统计和地统计学方法对江苏省土壤有机碳的



空间异质性进行了表征和比较，并对其影响因素进行了分析，如地形、土壤类型和土地利用，利用基于球面模型的克里格插值方法获得研究区表层土壤有机碳图，指出海拔、坡度、土壤类型和土地利用类型对土壤密度有显著影响。陡峭的坡度往往导致土壤有机碳的下降。丘陵地区海拔与土壤有机碳的相关性为正，低平原地区为负，可能是由于不同土地覆盖类型、温度和土壤肥力的影响。此外，土壤有机碳对土地利用非常敏感，通常在城镇、林地、稻田和浅水区域增加，这些地区受到工业和人类活动的强烈影响(植被覆盖高，长期使用有机肥料或水淹所致)。

Meersmans et al (2008) 利用回归模型和 6900 个土壤样品对比利时 Flanders 地区的表层土壤有机碳进行空间预测，并分析土壤质地、土壤水分和土地利用方式在土壤有机碳空间变异上所起到的作用。最后指出，回归模型方法的主要优点是将特定土壤有机碳值归属于每个土地利用与土壤类型之中，而不考虑每个类别中观察的数量。

上述的研究成果表明，基于不同尺度和研究区域的土壤有机质和有机碳都呈现一定程度和规律的空间变异性。而针对不同尺度和研究区域，其空间变异的程度和特性也不尽相同，其主导的环境因素也并不相同。掌握不同尺度、生态系统和环境条件下土壤有机碳的空间变异规律及其主导环境要素的知识，将有助于农业和国土管理部门合理制定土地利用政策和管理措施。

## 2. 土壤有机碳储量研究进展

《联合国气候变化框架公约》于 1992 年 6 月 4 日在巴西里约热内卢举行的联合国环发大会上建立，其促使准确估算土壤有机碳已成为目前国际热点问题之一，并且是确定各个国家  $\text{CO}_2$ 、 $\text{CH}_4$  和其它造成“温室效应”的气体排放量的重要依据。国外关于土壤有机碳储量的研究起步较早，早在 20 世纪 50 年代，就有学

者针对全球尺度的土壤有机碳进行了估算,但是由于受当时数据来源和方法限制,造成预测的精度普遍较低。例如, Rubey 利用美国 9 个土壤剖面推算全球土壤有机碳储量约为 710 Pg (汪业勛等, 1999)。Bohn (1976) 利用联合国粮农组织与联合国教科文 (FAO-UNESCO) 发布土壤图和土壤剖面资料, 估算全球 1m 深土体内土壤有机碳储量约为 2946Pg。这两个估算值被认为是当前全球土壤有机碳储量估算研究的上限与下限。80 年代开始, 为了探索气候、植被等各种环境要素与全球碳循环之间的关系, 数字统计方法开始应用与土壤碳库的估算研究之中。然而, 在这期间由于土壤属性等资料的来源不同, 使土壤有机碳储量的估算在不同的研究中差异较大, 并且在不同研究中还存在较多的不确定因素并不能给出合理的解释。例如, Post et al (1982) 利用 2696 个土壤剖面与 Holdridge 生命带模型建立全球土壤碳密度与植被和气候环境因子的关系, 并估算全球 1m 深土体内土壤有机碳库约为 1395 Pg。Eswaran et al (1993) 搜集了来自 45 国家的约 1000 土壤样品和来自美国约 15000 的土壤数据, 以 FAO-UNESCO 所提供的世界土壤图的每个土壤类型为统计单元, 计算每个土壤类型单位 1m 深的平均有机碳含量, 在此基础上估算出全球土壤有机碳储量 1576Pg, 并指出约有 506 Pg (32%) 的土壤有机碳储存在热带土壤之中

全球尺度对土壤碳储量的估计还有很多, 但它们大部分结合现有的土壤图, 结果也各不相同, 并且没有对预测之中的不确定性进行论述。例如, 全球土壤有机碳库在 1 m 剖面的变化从 1220 Pg (Sombroek et al, 1993)、1395 Pg (Post et al, 1982)、1456 Pg (Schlesinger, 1977)、1462 - 1548 Pg (Batjes, 1996)、1502 Pg (Jobbagy and Jackson, 2000) 和 1550 Pg (Lal, 2004)。这些结果可能基于不同的研究方法和数据源所引起的, 但目前针对全球尺度土壤有机碳储量的估算研究中, 大部分

学者认为 1 m 深土体内有机碳储量的范围是 1400-1500Pg 之间。

步入 20 世纪末, 随着 GPS、GIS 和 RS 等计算机技术和数学模型的快速发展, 为区域土壤有机碳储量的估算提供了新的技术和方法。在这一时期, 各个国家的研究人员都取得较大的进展。Arrouays et al (2001) 利用采集于 1997 年的“欧洲大尺度森林土壤调查”项目的 540 个森林土壤剖面数据和 102 个独立采集数据, 结合土地利用现状图和土壤图估算了法国 0-30 cm 土体内的土壤有机碳储量, 总量约为 3.1 Pg, 并在此基础上分析, 认为土地利用方式、土壤类型、粘粒含量和海拔是影响法国土壤有机碳储量变化的主要因素。Krogh et al (2003) 运用丹麦土壤剖面数据库与土壤分类系统, 结合土地利用现状图, 采用 4 种方法对丹麦全国 1 m 深土体的土壤有机碳储量进行估算, 估测范围为 563-598 Tg, 并指出湿地土壤具有最高有机碳储量, 其次分别为森林和农田土壤。Grimm et al (2008) 利用随机森林模型和地形变量、土壤单元、母质信息与森林历史数据对巴拿马的科罗拉多岛 0-10 cm、10-20 cm、20-30 cm、30-50 cm 深度的土壤有机碳含量进行预测, 并且指出该地区土壤有机碳储量主要存储在 0-30 cm, 其变化范围为 38-116 Mg ha<sup>-1</sup>, 同时指出随机森林方法可以用于具有相似景观单元的土壤有机碳的空间变异特征的描述上。此外, 研究人员也对新西兰(Scott et al, 2002)、老挝(Chaplot et al, 2010)、西班牙(Doblas-Miranda et al, 2013)等国家 0-100 cm 深度土体中的有机碳储量进行估算, 分别为 464 Tg、4.2 Pg 和 5.54 Tg。

我国幅员辽阔、地形多种多样, 有高山、平原, 低山和丘陵, 为我国农业发展提供了多种多样的环境条件, 因此我国土壤有机碳库的研究在全球的陆地碳循环以及气候变化中占有着重要的地位。全国尺度的土壤有机碳储量的研究主要基于二次全国性的土壤普查所积累的土壤化验分析数据基础上。例如, 王绍强和周

成虎（1999）运用 GIS 技术求取了 1: 400 万全国土壤分布图下的各土壤类型的面积，并在此基础之上选取第一次全国土壤普查中的 236 个典型土壤剖面资料，计算各个土壤类型的土壤平均厚度、土壤平均容重和转换系数，最后相乘获得各个土壤类型的土壤有机碳储量，最终估算出我国陆地生态系统中土壤有机碳储量约为 101 Pg。王绍强等（2000）采用相同的策略，利用第二次全国普查的 2473 个土壤剖面数据，估算全国的土壤有机碳库的储量约为 92.4 Pg，并指出全国有机碳储量总体空间分布规律为：东部随着纬度的增加而递增，北部则随着纬度的减小而递减，而西部则遵循着随着纬度的减小而增加的规律。利用相似的方法估算我国土壤有机碳储量的研究还有很多，如解宪丽等（2004）估算我国有机碳在 0-100 cm 的储量则为 84.4 Pg，而方精云等（1996）和潘根兴（1999）利用该方法分别就我国土壤有机碳储量的上限与下限进行了估算，分别为 185 Pg 和 50 Pg。

近些年来，一些研究学者也针对我国不同的研究区域、生态环境、利用方式和土壤类型等开展了土壤碳储量的研究。例如，许文强等（2009）采用基于网格的土壤类型法，对三工流域 0-20 cm 土体内土壤有机碳储量进行估算，结果表明山地灰褐土土壤有机碳密度最大，其主要是山区低温和丰富的森林凋落物所引起的。任春颖等（2014）基于全国第二次土壤普查数据和采样数据，运用土壤类型法对松嫩平原玉米带表层农田的土壤有机碳储量进行了估算，分析了区域内表层土壤有机碳库的饱和水平与固碳的潜力，并就水田和旱地的土壤固碳潜力进行了比较。曹流芳等（2014）在上海崇明东滩围垦湿地公园栽培 3 种典型陆生植物配置模式，并分析了不同配置模式对土壤有机碳储量的影响。Wang et al（2017）运用增强回归树模型和 9 个环境变量（地形和气候变量）对辽宁省 1 m 深土壤有机碳和全氮的储量进行进行预测和空间变异特征分析，获得了与 Grimm et al

(2008) 在科罗拉多岛相似的结论, 认为辽宁省土壤有机碳和全氮主要分布在 0-30 cm 的土层之中, 同时 Wang et al 认为在该地区海拔对有机碳和全氮的空间变异性上起着决定性的作用, 这一结论在前人的研究中也获得印证 (Nyssen et al, 2008; Gabarrón-Galeote et al, 2015; Yang et al, 2016a)。

综上所述, 基于不同的数据源、模型方法、以及区域内关键土壤属性的缺失, 在加上土壤有机碳及其相关土壤属性具有强烈的空间变异性, 致使大尺度区域内土壤有机碳储量的估算的结果通常差异较大。尽管我国目前就土壤有机碳储量的研究已经获得了较大的进展, 但土壤有机碳储量的研究目前主要集中在森林、耕地和草地等生态系统上, 而对于干旱地区荒漠生态系统的研究仍然较少, 这主要由于这类区域现有的土壤剖面数据较少, 土壤样品的数据较难获取所导致的。然而, 国内外大量研究表明正是由于干旱地区其脆弱生态环境, 导致其对气候的变化则更加的敏感, 采取科学合理的政策和生态恢复措施将使这类地区成为“碳汇区”, 而遍布世界各地的干旱荒漠区则意味着其有极大的潜力可以挖掘, 并可成为今后土壤固碳潜力研究的提供新的方向。

#### 1.2.4 土壤水分的空间变异研究

##### 1. 土壤水分空间变异的发展

土壤水分是地表水资源重要组成部分, 是植物与环境之间进行各种物质交换的媒介, 参与到岩石圈—生物圈—大气圈—水圈的水分大循环, 其含量的高低是由气候、地形、土壤、植被以及人为因素共同作用的结果, 具有强烈的时空变异特性 (Merz and Plate, 1997)。20 世纪初, 土壤学家已经发现土壤水分具有空间变异性, 但是由于受当时的技术水平与方法的限制, 并没有开展深入的研究。自 20 世纪 70 年代以来, 随着水资源危机的凸显与计算机技术的迅猛发展, 以及水

文模型由集总式模型到分布式模型的推进,引起了研究人员对坡面和小流域等小尺度上土壤水分时空变异性的研究热情 (Bliss and Reybold, 1989)。20 世纪 80 年代前,研究人员主要采用经典统计学对分布类型和变异程度的大小进行简单的统计参数描述。并在此基础上形成中心极限定理理论来确定田间合理的土壤水分灌溉数量 (Brocca et al, 2007)。80 年代后,地统计学被广泛的用于土壤学领域,并对土壤水分空间变异性的研究起到了强大的推动作用。与经典统计学所不同,地统计学理论认为空间的两点的土壤属性并不是独立和随机,在一定范围内存在一定的内在联系,因此在研究中应该充分考虑两个采样点之间的空间位置关系。此外,地统计的特殊之处就是可以通过插值的算法对空间不规则采样的土壤水分数据进行空间预测,可以有效提高采样效率,节约采样成本与时间,已成为土壤水分空间变异性研究的主要方法 (Qiu et al, 2001; Petrone et al, 2004; 李亮亮等, 2005; 姚荣江等 2009; 史丽丽等, 2011)。

伴随着农业、气象、测绘、空间和水文科学的发展以及计算机信息技术的快速发展,土壤水分的空间变异性的研究逐步受到研究人员的重视。并在随后的研究国内外研究人员开展了大量的关于土壤水分空间变异性的研究 (左小安等 2005; 张伟等, 2006; 徐英等, 2008; 宋孝玉等, 2008; 王云强等, 2010; Merz and Plate, 1997; Brocca et al, 2007; Williams et al, 2009; Garnaud et al, 2017), 同时也出现了一系列研究土壤水分空间变异性的模型与方法,例如:神经网络模型 (Schaap et al, 1998; 尹健康等, 2010)、物理经验模型 (Ary and Paris, 1981)、支持向量机模型 (Ahmad et al, 2010; 王彤彤等, 2017)、时间序列自回归模型 (Heuvelink and Webster, 2001; 白冬妹等, 2014)、多元回归模型 (严昌荣等, 2008)、竞争性自适应重加权算法 (于雷等, 2016)、水分平衡模型 (Liang et al,

1994; 孙蕾等, 2014), 随机网络模型 (吕菲等, 2009) 等。虽然目前已经开展了大量关于土壤水分空间变异的研究工作, 也形成了较为成熟的研究框架与体系, 但是土壤水分空间变异性具有较为明显的地域性特点, 且在与土壤湿度条件关系、时间稳定性与主要因素的等方面仍然存在较大的争议, 尚未形成统一的结论。因此有必要开展大量处于不同生态环境和尺度下的土壤水分的空间变异性研究。

## 2. 土壤水分空间变异的影响因素

近些年来, 关于土壤水分空间变异性的驱动因子的研究已成为国内外学者验证的热点之一。土壤水分受地形、气候、母质、植被等众多因子共同的影响。地形要素是公认的五大成土要素之一 (Jenny, 1941)。地形因子通过影响光照强度、温度以及降水的汇流对土壤水分产生最直接的作用, 但这种作用通常在表层土壤更加明显。此外, 地形因子可以通过影响理化性质和植被的分布状况, 对土壤水分产生间接的作用。Malone et al (2009) 提出在现阶段数字土壤制图的研究中, 地形因素是在预测土壤属性最有效变量之一。特别是在海拔多变的地区, 在土壤水分的预测建模中, 地形因素往往是很好的预测因子 (Zheng et al, 1996; Rawls and Pachepsky, 2002; Padarian et al, 2014)。一般来说, 土壤含水量随着海拔和坡度降低而表现增加的趋势, 同时, 由于受着太阳辐射强度不同, 南坡的土壤含水量明显低于北坡。降水是影响土壤水分的主要气候因子, 其作为土壤水分的主要来源, 控制着土壤水分的分布于动态变化。通常来说, 土壤含水量随着降雨的增强表现为增强的趋势, 但是关于其空间的变异性的趋势尚未形成统一的定论 (张伟等, 2006; 左小安等, 2005; Brocca et al, 2007; Williams et al, 2009)。土壤理化性质对土壤水分空间变异性的影响主要体现在其对土壤结构、土壤导水和持水性能等的作用。一般情况下, 土壤有机质与粘粒含量越高, 则土壤的持水

性能越好，相应的土壤水分状况越好（张伟等，2006；王云强等，2012）。另外，对于同一质地的土壤，其容重越大，说明土壤结构越差，土壤中的孔隙越少，土壤更加紧实，容易引起降雨的径流损失情况，而容重越小，土壤水分的入渗能力则越好（徐英等，2008；Williams et al, 2009）。植被因子同样也是影响土壤水分空间变异的主要要素之一。植被可通过树冠阻拦雨水，也可以通过覆盖地表，降低地表的温度，从而引起土壤水分蒸发量的减少，对土壤中的水分入渗产生影响。此外，植被也可以通过根及其残留物，作用于土壤的结构，增加土壤的孔隙度，从而增加土壤的入渗和持水性能。不同植被类型对降雨表现出不同的截留能力，同时产生不同的凋落物的数量以及根系在土壤中的分布状况，从而引起土壤水分的变量并表现出空间变异性（Garnaud et al, 2017）。

然而，土壤水分的空间变异性是众多环境因子共同作用的结果，而不是某一个环境因子单独作用所决定（严昌荣等，2008；Merz and Plate, 1997；Ahmad et al, 2010）。例如，Western et al（1999）在澳大利亚 Tarrawarra 流域发现，地形要素是影响影响土壤水分变异的主要环境要素，但是在植物生长过程的根系吸水和蒸腾作用在一定程度上降低地形要素对土壤水分的影响。Qiu et al（2001）在中国黄土高原地区的一个半干旱流域研究发现，影响土壤水分空间分布的主要因素为土壤利用方式和地形要素。Seyfried（1998）针对在美国宾夕法尼亚州的一个流域的表层土壤水分进行研究，认为土壤类型、植被类型和海拔是引起该该地区土壤水分变化的主要因素。除此之外，土壤水分的空间变异的主导因素还随着土壤湿度条件的变化而发生着改变。例如：美国德克萨斯州一个坡面实验地，Famiglietti et al（1999）分别测定了干旱和湿润条件下的土壤含水量，分析认为海拔和坡度仅在干旱条件下作为影响土壤水分分布的主导因素，而在湿润条件下，



则主要是由土壤性质所决定的。Western et al (2004) 收集了分布在澳大利亚和新西兰的五个流域土壤水分数据, 研究发现在干旱情况下影响土壤水分分布的主要因素为与土壤水分蒸散相关的环境要素, 而湿润情况下, 则主要为水分再分布有关的环境要素。

综上所述, 同一环境要素在不同湿度条件和生态系统内对土壤水分的影响程度并不相同, 且各环境要素之间的交互作用使土壤水分与各环境要素之间的关系更难以捕获, 给识别土壤水分空间变异性的主导环境影响因素带来极大的不确定性, 因此需要积累更多基于不同研究尺度和环境条件下土壤水分变异规律及其主要影响因素的资料。现阶段, 针对干旱和半干旱地区的土壤水分空间变异性及其主导因素的研究相对较少, 而干旱和半干旱地区普遍降雨稀少, 地下水位较低, 环境较为恶劣, 土壤样品的采集难度较大, 同时土壤水分的空间变异规律有别于湿润地区, 因此有必要深入对干旱和半干旱地区的土壤水分进行研究。

### 1.3 研究目的和意义

2015年9月25日联合国193个成员国在联合国总部纽约峰会上确定了17个可持续发展目标 (Sustainable Development Goals), 该目标旨在从2015年到2030年间以综合方式彻底解决社会、经济和环境三个维度的发展问题。其中, 由于干旱和荒漠化, 全世界每分钟丧失  $23\text{hm}^2$  的耕地 (每年约  $1200\text{万 hm}^2$ ), 这些土地可以生产2000万吨粮食, 因此防治荒漠化、制止和扭转土地退化现象被列为17个可持续发展目标之中。土壤荒漠化作为全球各个国家所面临最严重的生态环境问题之一, 它不仅影响人类的生存环境, 同时还制约区域经济的发展和社会的经济稳定。黑河流域作为我国西北受风沙影响最严重的地区之一, 其气候干燥少雨, 蒸发量大, 植被稀疏, 加上该地区人类对水土资源的不合理利用导致

这一地区本就脆弱的生态环境进一步恶化,引起沙尘暴等灾害性天气频发。因此,防止荒漠化的治理工程已关系到千百万人的生计和脱贫,是功在千秋的可持续发展工程。

土壤作为干旱地区荒漠植被的载体,其质量的高低直接影响着生态系统的稳定。土壤有机碳作为土壤重要组成部分之一,与土壤质量、养分的有效性和作物的产量息息相关,其含量的变化是衡量土壤是否荒漠化的重要指标(Wang et al, 2016)。同时,土壤有机碳的含量决定着作物的生长状况和荒漠化治理的政策制定。目前,国内外研究人员就土壤有机碳的含量、储量、分布及其影响因素的问题进行了大量的研究(王绍强和周成虎,1999;潘根兴,1999;许文强等,2009;任春颖等,2013; Scott et al, 2002; Mishra et al, 2012; Mulder et al, 2016)。但是由于不同数据源、测量方法、采样误差、测量误差等的存在导致区域尺度的土壤有机碳储量的估算有着显著的不确定性,对掌握全球碳循环过程带来一些困难(Wang et al, 2016; Yang et al, 2016a)。针对荒漠区,国内外学者已经开展了大量关于土壤有机碳含量、储量及其影响因素的研究,但是由于干旱荒漠区特殊的气候条件,野外调查一般较困难,导致研究尺度普遍较小(许文强等,2009)。并且大部分研究中的土壤有机碳储量的估算一般基于每个土壤类型或者土地利用类型的平均土壤有机碳储量(王帅等,2012)。然而,这种方法并不能准确的描述出区域内土壤有机碳复杂的空间异质性,并且由于每个类型的平均土壤有机碳储量的估算来自少量的土壤点位数据,极大的降低了土壤有机碳储量的估算精度。

土壤水分是影响荒漠植物生长的主要限制因子,其空间分布模式影响着作物的种类与数目,控制植物的分布格局,对干旱荒漠地区的生态结构和功能发挥着

极其重要的作用（邵明安等，1987；姚荣江等，2009；Malone et al, 2009）。土壤水分是各种因素共同作用的结果，其影响因素的空间变化将会引起土壤水分相应的空间变化（Rawls and Pachepsky, 2002；Padarian et al, 2014）。同时，这种空间变化对理解和预测土壤中水分的各个运动过程起着至关重要的作用。因此，国内外科研工作者就土壤水分的时空变化开展了大量的研究（孙蕾等，2014；于雷等，2016；Seyfried, 1998；Western et al, 1999；Zheng et al, 2009），并且已经取得相对成熟的研究体系，但是由于土壤水分的空间变异的复杂性，其不仅受外部环境的影响，还具有明显的空间地域性特征，因此还需要更多的工作去揭示空间变异规律。此外，就影响土壤水分时空变异的主导因素、土壤水分时间稳定性和与土壤湿度条件的关系上仍然存在着争议，还需要做更多的工作在不同的生态环境和尺度下针对土壤水分的研究。特别是在水资源极为缺乏的干旱地区，已有的研究相对较少，不足以全面透彻的掌握该区域的土壤空间变异的复杂特性。

因此本论文通过在黑河流域中游地区土壤样品的采集和测定基础上，分析土壤有机碳在三维尺度上空间分布特征及其储量现状、表层土壤饱和导水率及土壤田间持水量三维尺度的空间变异性和影响因素，提供一种既节省时间又花费较少的高效土壤属性空间预测方法，对于干旱区植物保护、生态恢复与重建提供一定科学依据，推动区域生态与经济的可持续发展具有重要的意义。

## 1.4 研究问题

黑河流域中游地区位于青藏高原东北部，是我国西北地区主要商品粮基地，面积约为 3.06 万  $\text{km}^2$ 。区域内空间跨度大和成土要素的空间异质性高，导致该地区土壤形成过程复杂多样。因此，区域内土壤属性的分布也呈现出复杂的特征，这给研究区内关键土壤属性的准确预测带来较大的难度。如何在复杂的景观环境

下准确对关键土壤属性的二维及三维尺度的预测是本研究的面临的一大挑战。

本研究首先假设运用土壤发生学知识可以提高土壤属性制图的准确性和真实。并在掌握区域内土壤发生过程的基础上，利用“土壤-景观”模型建立二维和三维土壤制图的方法，以提高土壤属性空间制图的准确性与真实性。具体研究内容如下：

(1) 对土壤属性深度分布函数的研究。传统的土壤剖面是按照发生层进行划分采样的，采样区间并不规则，这样不连续的采样数据会影响指定深度预测图的精度。而深度函数是描述土壤属性随深度连续变化的重要技术手段。通过深度函数的模拟，可以将土壤属性的深度分布特征参数化表示，有利于进行深度函数的空间外推。由于土壤形成过程的多样性，土壤属性的深度分布特征存在差异，因此土壤形成过程的知识可以用于建立可靠的深度函数模型。通过数值拟合方法对关键土壤属性的离散剖面数据进行拟合得到连续深度函数曲线，就能够获取各个深度层次或者区间上连续的土壤属性信息。

(2) 对空间制图方法的研究。本文就决策树模型、增强回归树模型和环境相似度量模型对黑河流域中游地区关键土壤属性预测制图进行了研究。探讨了模型的实现与合理参数的选取，最后通过十折交叉验证方法对模型性能进行检验，对预测结果进行精度评价，选取通过最优的模型方法建立土壤景观模型，进行空间预测制图。

(3) 对三维空间的属性制图的研究。利用所采集的土壤剖面信息，分析土壤有机碳和土壤田间持水量的深度分布规律，建立适当的深度分布函数。将土壤属性深度分布函数与制图方法相结合预测土壤有机碳和土壤田间持水量的三维分布。

## 1.5 技术路线

本文以黑河流域中游地区关键土壤属性为例，探讨了相关制图方法与空间分布特征。首先，以采集的黑河流域中游地区土壤有机碳和土壤田间持水量的剖面信息为基础，分析它们深度分布规律及成因；其次，运用上一步所获取的知识，利用样条函数和指数函数分别建立土壤有机碳和土壤田间持水量的深度分布模型；然后，将所建立的深度函数模型与增强回归树模型相结合，预测其深度函数的空间分布；最后，运用预测得到的深度函数得到黑河流域中游地区土壤有机碳和土壤田间持水量的三维分布。同时，运用环境相似度量模型得到黑河流域中游地区饱和导水率的二维分布进行空间预测制图。

技术路线如图 1-1 所示：

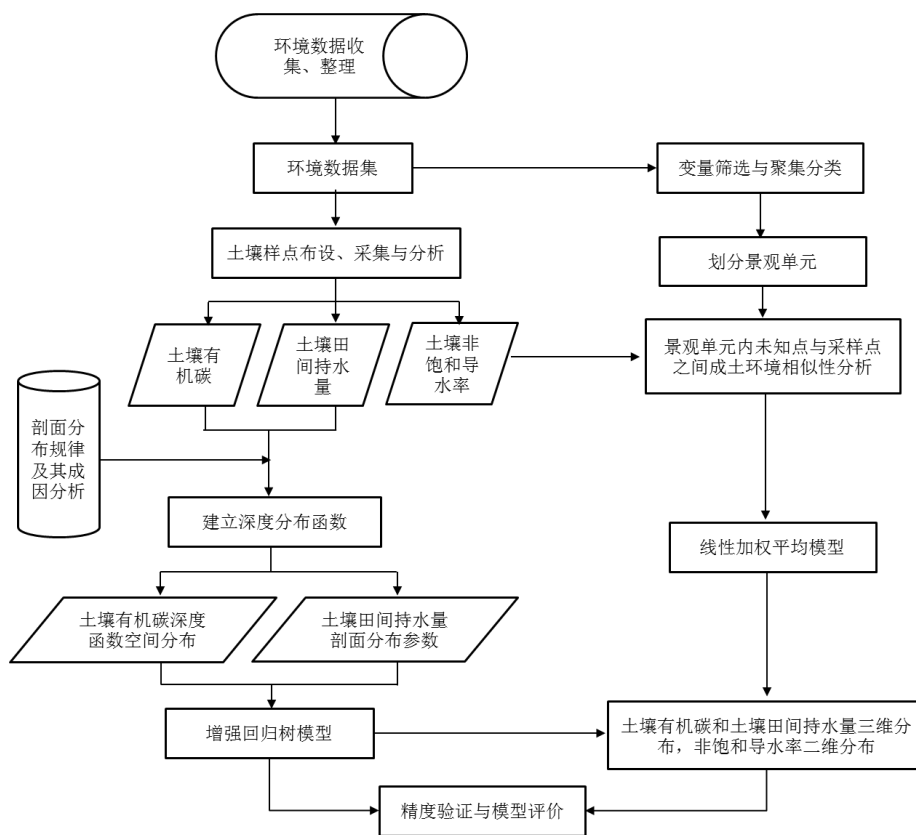


图 1-1 技术路线图

Fig.1-1 Flow chart

## 第二章 研究区概况

### 2.1 自然概况

黑河，古称黑水，发源于祁连山中段北麓，从莺落峡流出，流经河西走廊，流入内蒙古的居延海，是我国西北地区第二大内陆河（王根绪等，2006）。黑河流域处于祁连山中段与河西走廊之间，大致介于  $97^{\circ}20'$ - $102^{\circ}06'E$ ， $37^{\circ}45'$ - $39^{\circ}57'N$  之间，东起山丹县，西至嘉峪关市，南起青海祁连县，北至内蒙古自治区额济纳旗的居延海（卢玲等，2001b）。

黑河流域河道总长约为 820 km，总流域面积约为  $12.8 \times 10^4 \text{ km}^2$ 。流域内共包含 35 条河流，按其方位可以划分三个独立的子水系，分别为：东部水系、中部水系和西部水系。其中，东部水系主要指黑河干流水系，包括黑河干流共 20 多条支流，约占整个流域面积的 90%，面积约为  $11.6 \times 10^4 \text{ km}^2$ ；中部水系包括马营河等，最后汇于高台盐池盆地，流域面积约为  $0.6 \times 10^4 \text{ km}^2$ ；西部水系主要包括红水河等，最后归宿于金塔盆地，其流域面积约为  $2.1 \times 10^4 \text{ km}^2$ （丁永健等，1999）。

本研究以黑河流域中游地区作为研究对象。行政上共包含兰州市、嘉峪关市、金昌市、白银市、天水市、武威市、张掖市、平凉市、酒泉市、庆阳市、定西市、陇南市、临夏州和甘南州的全部或者部分区域。该区域是黑河流域工农业最发达的区域，同时也是我国主要的商品粮生产基地，研究区位置图如图 2-1 所示：



图 2-1 黑河流域中游地区地理位置分布图

Fig. 2-1 Geographical distribution map of the middle reaches of the Heihe River Basin

### 2.1.1 地貌特征

黑河流域中游地区是青藏高原与内蒙古高原之间的过渡地带，处于我国第二阶梯的中心地带。区域内新生代以来的地质活动主要由晚近地质构造运动所引起的，自中生代开始，则步入剧烈的断块运动为主的构造运动时期。黑河流域中游地区南部受祁连山地质构造所影响，形成了具有典型地貌盆地且为南北双排分布；南盆地为张掖—酒泉盆地，海拔从 1400 米到 2000 米，盆地内主要由洪积扇型倾斜平原与细土平原所组成，而地质构造主要为山前拗陷和山间断陷，与南端祁连山的新生界褶皱一起构成阻水屏障，促使盆地内较难获得地下水补给。北盆地则为金塔盆地，其地势较低，海拔为 1100-1450 米，基底为新第三系，区别于南盆地的是，盆地内第四系沉积较少，厚度不超过 400 米，且易受基底断块升降所影响，地质构造则主要为边缘断陷。黑河流域中游地区地貌成因和形态特征上主要分为三种：褶皱断块隆升所组成的山地、震荡上升和构造—剥蚀所形成的高平原与准平原、以及冲洪积、洪积砾石所组成的走廊平原区（苏琦等，2016）。

### 2.1.2 气候条件

黑河流域中游地区处于欧亚大陆腹地，受中温带甘-蒙气候区影响，形成典型的温带大陆性荒漠气候。其气候特点是：冬季干冷，夏季干热。2015 年平均气温 9.3℃，月平均最高气温在 1 月为-3.4℃，月平均最高气温在 7 月为 20.4℃（见表 2-1，图 2-2）。该地区降雨稀少，年降水仅为 140 mm，然而蒸发量巨大，达到了 2100 mm。该地区，一般海拔每增加 100 米则降雨量增加 4.0 mm 左右，而蒸发量则相应减少约 28 mm。此外，就空间分布格局上黑河流域中游地区的降水量从东向西逐步递减，而蒸发量呈现逐步递增的规律，从 2000 mm 增加到 4000 mm 以上（图 2-3）。该区域光热资源丰富，年日照时数为 2425.8 h，是理想的农业种植地区（张凯等，2007；赵一飞等，2012）。

表 2-1 黑河流域中游地区 2015 年气候情况一览表

Table 2-1 An overview of the climate in the middle reaches of the hehe River Basin in 2015

月份	平均气温 (°C)	日照时数 (小时)	降雨量 (毫米)
1 月	-3.4	184.5	3.8
2 月	-0.7	177.9	3.4
3 月	5.3	203.0	17.7
4 月	10.7	223.9	43.9
5 月	15.1	244.1	50.5
6 月	18.3	187.4	53.6
7 月	20.4	271.8	48.6
8 月	19.7	259.8	47.9
9 月	14.9	151.3	61.3
10 月	9.7	197.3	23.3
11 月	4.1	144.8	15.2
12 月	-3.3	182.3	5.1
年 (平均)	9.3	2425.8	368.2



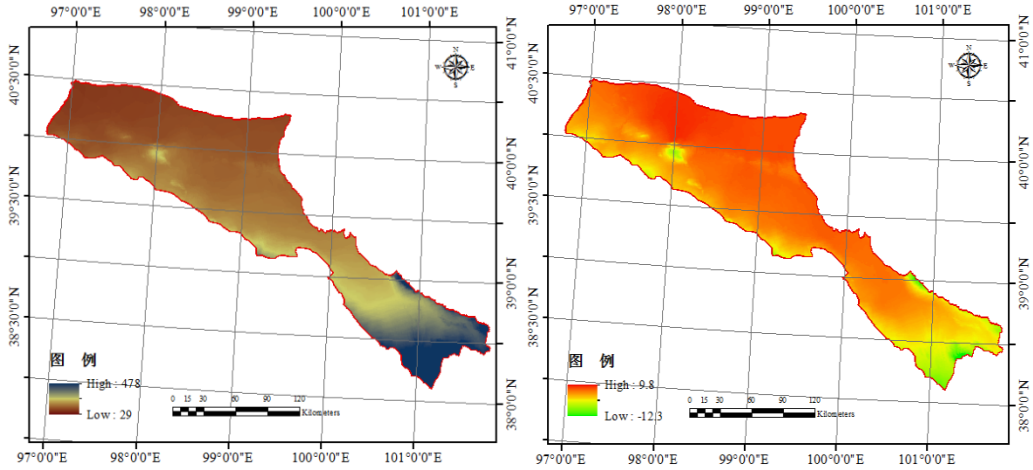


图 2-2 黑河流域中游地区地区年均降水量图与年均温图

Fig. 2-2 Annual average precipitation and annual average temperature maps of the middle reaches of the Heihe River Basin

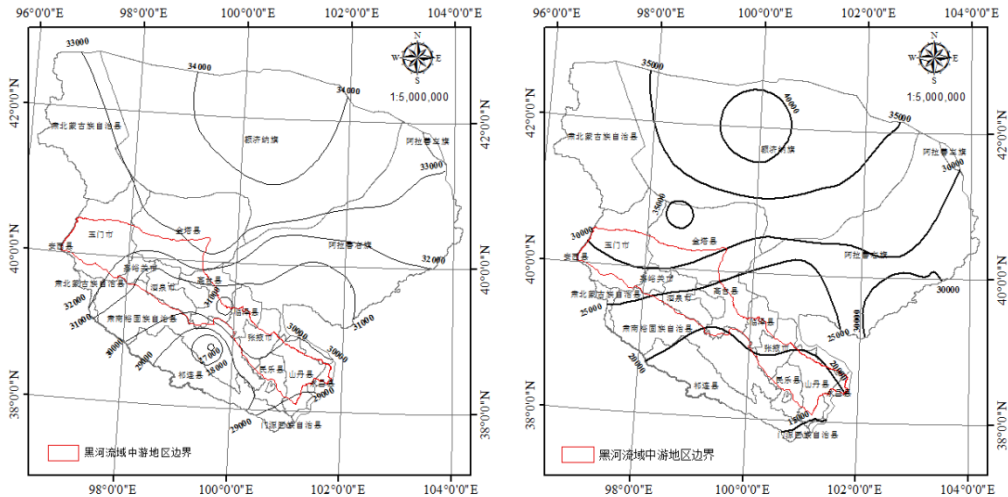


图 2-3 黑河流域中游地区地区年平均日照图与年蒸发量图

Fig. 2-3 Annual average sunshine and annual evaporation maps of the middle reaches of the Heihe River Basin

### 2.1.3 水文特征

黑河的补给主要来自三个方面，分别为祁连山冰雪融水、大气降雨和基岩裂隙水。流域可以划分为三个内循环带：归宿于“金塔—花海盆地”的北循环带；归宿于“张掖—酒泉盆地”的南循环带；和归宿于额济纳旗的循环带。本文涉及到“金塔—花海盆地”的北循环带和“张掖—酒泉盆地”的南循环带部分，该地区地表水与地下水转换频繁。黑河流域中游地区，降雨量少且蒸发强烈，其下垫面为发

育于第四系的沉积层，是良好的储水场所。在降水量强度较低的情况下，水分都蒸发到空气中，极个别出现强降雨的情况下，水分也会下渗并补给给了地下水，所以很难形成地表径流（陈文雄，2002）。

黑河流域中游地区属于径流利用区，来自上游的河水被大量的利用，河水的地表径流沿河逐渐减少。究其主要原因是，随着黑河流经中游地区，其受人为干扰强烈，每年 3-5 月份是黑河流域中游地区的春灌高峰期，正逢河水的枯水期，引起黑河的径流量下降，甚至发生河水断流的现象。而 6 月份开始，随着上游地区冰川开始融化，导致地表径流量开始逐步增加，7-9 月份出现汛期，9 月份达到径流高峰期。10 月份开始，随着气温降低，冬灌和降雨量的减少，引起河流的径流量降低，11 月份达到最低值。12 月份到次年 3 月份期间为黑河流域中游地区的非农业季节，因此这一阶段中游地区用水量较少，河水径流量平稳（杨海坤和莫淑红，2006）。

黑河流域中游地区 2015 年统计可利用水资源为  $19.88 \times 10^{10} \text{ m}^3$ ，其中地表水为  $19.15 \times 10^{10} \text{ m}^3$ ，地下水为  $10.07 \times 10^{10} \text{ m}^3$ ，地表水与地下水重复量 93.5%，人均占有水资源量接近  $765.0 \text{ m}^3$ （表 2-2 所示），为全国平均水平的 32%，接近缺水下线。目前，研究区开发利用净耗水量为  $11.92 \times 10^{10} \text{ m}^3$ ，其中农业  $9.62 \times 10^{10} \text{ m}^3$ ，城镇公共  $0.3 \times 10^{10} \text{ m}^3$ ，工业  $1.16 \times 10^{10} \text{ m}^3$ ，生活  $0.53 \times 10^{10} \text{ m}^3$ ，生态  $0.31 \times 10^{10} \text{ m}^3$ ，人均用水量接近  $458.0 \text{ m}^3$ （表 2-3 所示），略高于全国人均水平的  $450 \text{ m}^3$ （杨海坤和莫淑红，2006）。

表 2-2 黑河流域中游地区历年水资源情况

Table 2-2 Water resources in the middle reaches of the Heihe basin for years

年 份	水资源总量 (亿立方米)	地 表 水资源量	地 下 水资源量	地表水与地下 水资源重复量	人均水资源量(立 方米/人)
2000	218.7	207.1	145.8	134.1	855.5
2001	221.7	210.5	136.5	125.3	861.1
2002	190.4	178.6	139.5	127.7	734.2
2003	279.5	269.6	136.9	126.9	1073.8
2004	199.7	191.0	105.2	96.5	762.4
2005	304.4	295.2	150.2	140.9	1173.5
2006	220.9	212.2	128.8	120.1	846.8
2007	268.9	259.2	136.9	127.3	1027.4
2008	217.7	210.6	113.2	106.2	828.4
2009	244.1	236.9	123.6	116.4	926.3
2010	254.4	245.9	124.2	115.7	987.8
2011	272.1	263.8	128.4	120.1	1061.3
2012	300.7	292.7	139.1	131.2	1166.6
2013	303.2	295.5	139.1	131.4	1174.2
2014	230.8	222.9	112.6	104.7	891.0
2015	198.8	191.5	100.7	93.5	765.0

表 2-3 黑河流域中游地区历年供水情况

Table 2-3 Water supply in the middle reaches of the Heihe basin for years

年 份	用水总量 (亿立方米)	农业	城镇 公共	工业	生活	生态	人均用水量 (立方米/人)
2000	123.1	97.8	1.4	17.2	6.3	-	481.3
2001	121.8	96.7	1.7	16.5	6.7	-	473.0
2002	122.6	97.2	1.7	16.6	6.8	-	473.1
2003	122.0	97.5	1.6	16.7	5.9	0.2	468.5
2004	121.5	97.8	1.6	16.8	6.1	0.2	463.8
2005	123.0	97.5	1.7	14.7	6.2	3.1	474.0
2006	123.4	98.4	1.8	14.4	6.3	2.7	473.0
2007	123.1	98.5	1.9	13.4	6.4	2.9	470.4
2008	121.5	97.0	1.9	13.2	6.5	3.0	462.3
2009	120.6	95.6	2.0	13.1	7.0	3.0	457.7
2010	121.8	95.8	2.0	13.9	7.2	3.0	473.0
2011	122.9	95.3	2.0	15.4	7.2	3.0	479.0
2012	123.1	95.2	2.0	15.7	7.3	3.0	478.0
2013	122.0	99.2	2.9	13.1	5.0	1.8	472.5
2014	120.6	97.8	3.1	12.8	5.1	1.8	465.4
2015	119.2	96.2	3.0	11.6	5.3	3.1	458.0

### 2.1.4 土壤与植被

土壤的形成与发育受着区域内的水热条件和植被等要素共同的作用,是较为复杂的过程。依据全国第二次土壤普查数据,黑河流域中游地区的土壤共有 21 个土类、55 个亚类、74 个土属。主要地带性土壤为:灰棕漠土和灰漠土,其他主要非地带性土壤为:灌淤土、风沙土、盐土和潮土等。就黑河流域中游地区土壤类型的空间分布格局上看,北部荒漠以灰棕漠土和盐土为主;在黑河的两岸则以灌漠土为主,其间有着零星的潮土与草甸土的分布;干旱区和绿洲区的过渡区则主要分布灰漠土和棕漠土等;而绿洲区则由于长期的施肥、灌溉和耕作,形成了较大面积的灌耕土和栗钙土等(邱霞霞等, 2016)。

黑河流域中游地区受地貌、气候、水文和人类共同的影响,植被受从温带荒漠草原景观到戈壁荒漠景观演变的影响,呈现以荒漠、耐寒植被为主的植被体系,包括温带小灌木和半灌木荒漠植被。区域内天然森林较少,仅在山丹县和民乐县有着零星的分布。杨树、沙枣、柠条等作为人工林主要树种多分布在绿洲的外围和拒河流两岸较远的地区,起着防风护沙的作用和保护区域生态环境的作用。此外,灌溉绿洲栽培作物(小麦、玉米和水稻等)、经济作物(棉花、甜菜和苹果等)和林木主要分布在山前冲积扇的下部和河流冲积平原上,并呈现以人工植被为主的绿洲景观,是我国重要的商品粮生产基地(牛赟等, 2006)。

## 2.2 社会经济概况

### 2.2.1 行政区划

黑河流域人口和耕地主要分布在黑河流域中游地区,主要包括 14 个地级市,分别为兰州市、嘉峪关市、金昌市、白银市、天水市、武威市、张掖市、平凉市、酒泉市、庆阳市、定西市、陇南市、临夏州和甘南州的部分获取全部地区。黑河

流域中游地区共 86 个县级行政单位，其中包含 58 个县、7 个自治县、4 个县级市和 17 个市辖区。乡镇级行政单位共计 1351 个，其中包括 628 个镇、600 个乡、34 个民族乡和 123 个街道办事处，总面积约为  $3.07 \times 10^4 \text{ km}^2$ 。

### 2.2.2 人口及民族

根据 2015 年末统计数据，黑河流域中游地区人口总数约为 2599.55 万人，约占全流域人口规模的 87.93%，具体分布情况详见表 2-4 和图 2-4。

表 2-4 研究区 2015 年末各地区人口统计表 单位：万人

Table 2-4 Population statistics of the research area at the end of 2015 Unit: 10000

地 区	年末常住人口	出生率 (‰)	死亡率(‰)	自然增长率(‰)
兰州市	369.31	9.79	4.71	5.08
嘉峪关市	24.39	10.15	4.41	5.74
金昌市	47.05	9.98	4.96	5.02
白银市	170.99	11.04	5.31	5.73
天水市	331.17	12.91	5.98	6.93
武威市	181.64	10.81	5.31	5.5
张掖市	121.98	11.58	6.25	5.33
平凉市	209.8	12.31	6.23	6.08
酒泉市	111.54	9.93	5.51	4.42
庆阳市	223.05	13.65	6.49	7.16
定西市	277.83	12.45	6.75	5.7
陇南市	259.09	13.18	6.85	6.33
临夏州	201.21	14.88	7.09	7.79
甘南州	70.5	14.98	7.12	7.86

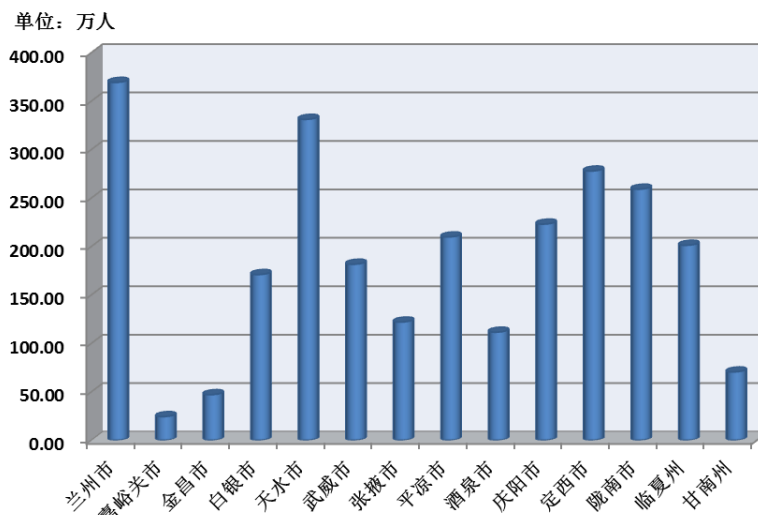


图 2-4 研究区 2015 年末各市人口数量分布图

Fig. 2-4 The distribution map of the population in the study area at the end of 2015

黑河流域中游地区人口约占整个流域 88%的人口，其中农业人口总数约为 2075 万人，占中游地区总人口的约 80%左右（如表 2-5）。表 2-5 中可以发现，黑河流域中游地区的农业人口主要集中在天水市、平凉市、庆阳市、定西市、陇南市和临夏州，占该地区农业总人口的 68%。

表 2-5 黑河流域中游地区 2015 年末各地区农村基本情况

Table 2-5 The basic situation of the rural areas in the middle reaches of the Heihe basin at the end of 2015

地区	村民委员会 (个)	农村户数 (万户)	农村人口 (万人)
兰州市	755	32.78	125.65
嘉峪关市	17	0.62	2.14
金昌市	138	6.79	23.97
白银市	702	33.66	134.85
天水市	2491	66.66	306.87
武威市	1126	34.63	147.36
张掖市	836	27.94	100.12
平凉市	1470	44.98	194.69
酒泉市	437	17.59	64.88
庆阳市	1261	54.83	229.67
定西市	1888	64.09	265.41
陇南市	3201	60.10	248.19
临夏州	1150	36.58	174.67
甘南州	661	12.51	56.73
合计	16133	494.76	2075.19

黑河流域中游地区主要人口为汉族,并在各地均有分布,其次为回族、藏族、裕固族、蒙古族和哈萨克族,主要集中分布在临夏回族自治州、张家川回族自治县、甘南藏族自治州、天祝藏族自治县、肃北蒙古族自治县和阿克塞哈萨克族自治县。黑河流域中游地区各民族自治地区 2015 年末人口情况如表 2-6 所示:

表 2-6 黑河流域中游地区民族自治地区 2015 年末人口自然变动情况

Table 2-6 The change of population nature in the national autonomous region of the middle reaches of the Heihe river basin at the end of 2015

地区	常住人口	按性别分		自然增长率
		男	女	
临夏回族自治州	201.21	101.82	99.39	7.79
甘南藏族自治州	70.50	35.43	35.07	7.87
张家川回族自治县	29.23	14.53	14.70	7.68
天祝藏族自治县	17.59	8.96	8.63	5.99
肃南裕固族自治县	3.45	1.74	1.71	6.21
肃北蒙古族自治县	1.52	0.83	0.69	6.66
阿克塞哈萨克族自治县	1.05	0.55	0.50	7.83

### 2.2.3 经济发展状况

20 世纪 60 年代以来,黑河流域中游地区迎来了两个阶段的重大的开发建设:第一阶段是 20 世纪 60-70 年代,在这个阶段之中黑河流域中游地区开展了一系列的水利基础设施建设,使该地区的农业生产条件得到了较大的改善;第二个阶段开始于 20 世纪 80 年代,国家拨出专项资金帮助甘肃省以定西为代表的中部干旱地区、河西地区和宁夏回族自治区的西海固干旱地区进行开发建设,在这个阶段使该地区大部分农业解决了“吃饱饭”的问题。

现阶段黑河流域中游地区建设作为国家西部大开发的战略的重要组成部分,主要是实现农业的现代化,促进经济的发展和人民生活水平的显著提高的目标。黑河流域中游地区 2015 年末耕地总面积 35468 km<sup>2</sup> (表 2-7),作为我国西北地区主要的绿洲农业生产区,是我国主要商品粮生产区,并且形成具有鲜明地域特色的优质农产品,包括小麦、棉花、油菜籽、甜菜、哈密瓜和葡萄等。随着该地

区设施农业现代化的发展, 农业产业化水平与面积缓步增加, 同时农产品的初加工的能力也得到较大的改善, 黑河流域中游地区 2015 年末主要农产品单位面积产量如表 2-8 所示。

表 2-7 黑河流域中游地区耕地面积汇总

Table 2-7 Summary of the cultivated land area in the middle reaches of the Heihe Basin

指 标	Indicators	2015
<b>年初耕地面积</b>	<b>Cultivated Area at Year-beginning</b>	<b>3546800</b>
<b>当年增加的耕地面积</b>	<b>Increased Cultivated Area in the Year</b>	<b>17329</b>
新开荒地面积	Newly Developed Wasteland	12537
治河造田面积	Governance River and Creating Farmlands Area	313
<b>当年减少的耕地面积</b>	<b>Decreased Cultivated Area in the Year</b>	<b>10785</b>
国家征用	Government Requisition	2802
农村基建	Rural Capital Construction	369
农民个人建房	Private Building	451
还林还牧	Give Back to Forest and Herd Area	816
其他	Others	6346
<b>年末耕地面积</b>	<b>Cultivated Area at Year-end</b>	<b>3553344</b>
水田	Paddy Fields	6615
旱地	Dry Fields	3546728

表 2-8 黑河流域中游地区 2015 年末主要农产品单位面积产量 单位: 千克/公顷

Table 2-8 Yield per unit area of main agricultural products in the middle reaches of the Heihe River Basin at the end of 2015

地区	粮食	谷 物	棉 花	油菜籽	甜 菜	烟 叶	园林水果
兰州市	3738	4287	0	1316	0	3000	14413
嘉峪关市	9840	10114	0	0	0	0	6067
金昌市	7474	7460	0	3017	56963	0	6525
白银市	3490	4265	1347	1369	19615	0	13640
天水市	4061	4236	0	1647	19682	1646	14901
武威市	7798	9060	1800	2646	57847	0	6631
张掖市	7198	7128	1998	1900	64822	0	8886
平凉市	3242	3606	0	1868	0	9300	11779
酒泉市	8359	8358	1612	2599	81289	0	14265
庆阳市	3505	3756	0	2336	0	3765	6126
定西市	3868	4553	0	2330	8799	0	6138
陇南市	3665	4298	1054	1665	18375	2149	4713
临夏州	6073	7009	0	3710	21047	0	13574
甘南州	2535	2522	0	1755	6429	1246	11690
合计	4110	4519	1656	2102	55726	3145	10068



黑河流域中游地区矿产与能源资源丰富，已探明包括石油、锰、银、铁、铝等矿产资源 30 种且储量丰富，其中作为现代工业、国防及高新技术应用中极为重要的战略性矿产钨的含量位居全国的前三位。中游地区以矿产、能源开发为重点的工业正在起步。黑河流域中游地区 2015 年末主要矿产资源保有量如表 2-9 所示：

表 2-9 黑河流域中游地区 2015 年末主要矿产资源保有量

Table 2-9 The main mineral resources preservation in the middle reaches of the Heihe River Basin at the end of 2015

项 目	Item	储量
石油 (万吨)	Petroleum (10 000 tons)	21878.4
天然气 (亿立方米)	Natural Gas (100 million cu.m)	256.1
煤炭 (亿吨)	Coal (100 million tons)	227.7
铁矿 (矿石, 亿吨)	Iron (Ore, 100 million tons)	9.0
锰矿 (矿石, 万吨)	Manganese (Ore, 10 000 tons)	3196.6
铬矿 (矿石, 万吨)	Chromium Ore (Ore, 10 000 tons)	242.6
钒矿 (V2O5, 万吨)	Vanadium (V2O5, 10 000 tons)	157.2
原生钛铁矿 (万吨)	Titanium Ore (10 000 tons)	0.1
铜矿 (铜, 万吨)	Copper (Metal, 10 000 tons)	346.0
铅矿 (铅, 万吨)	Lead (Metal, 10 000 tons)	355.4
锌矿 (锌, 万吨)	Zinc (Metal, 10 000 tons)	1078.6
镍矿 (镍, 万吨)	Nickel (Metal, 10 000 tons)	397.1
钨矿(WO <sub>3</sub> , 万吨)	Tungsten (WO <sub>3</sub> , 10 000 tons)	40.3
钼矿(钼, 万吨)	Molybdenum (Metal, 10 000 tons)	11.6
锑矿 (锑, 万吨)	Antimony (Metal, 10 000 tons)	13.4
金矿 (金, 吨)	Gold (Metal, ton)	842.4
银矿 (银, 吨)	Silver (Metal, ton)	7411.9
稀土矿 (氧化物, 万吨)	Rare Earths (REO, 10 000 tons)	2.6
菱镁矿 (矿石, 万吨)	Magnesite Ore (Ore, 10 000 tons)	3075.2
普通萤石 (矿物, 万吨)	Fluorspar Mineral (Mineral, 10 000 tons)	56.7
硫铁矿 (矿石, 万吨)	Pyrite Ore (Ore, 10 000 tons)	499.9
磷矿 (矿石, 亿吨)	Phosphorus Ore (Ore, 100 million tons)	0.5
钾盐 (KCl, 万吨)	Potassium KCl (KCl, 10 000 tons)	26.1
盐矿 (NaCl, 亿吨)	Sodium Salt NaCl (NaCl, 100 million tons)	0.1
芒硝 (Na <sub>2</sub> SO <sub>4</sub> , 亿吨)	Mirabilite (Na <sub>2</sub> SO <sub>4</sub> , 100 million tons)	0.5
重晶石(矿石, 万吨)	Barite Ore (Ore, 10 000 tons)	2413.0
石墨 (矿物, 万吨)	Graphite Mineral (Crystal) (Mineral, 10 000 tons)	102.5
滑石 (矿石, 万吨)	Talc Ore (Ore, 10 000 tons)	10.4
高岭土 (矿石, 万吨)	Kaolin Ore (Ore, 10 000 tons)	2937.0

截止到 2015 年末，黑河流域中游地区工农业生产总值为 4463.69 亿元，其中农业生产总值为 2679.43 亿元，工业生产总值为 1784.26 亿元。从黑河流域中游地区的实际情况来看，农业在整个工农业总值仍然占据着较大的比例，约为 60%。黑河流域中游地区 2015 年末工农业产值情况如表 2-10 和图 2-5 所示。

表 2-10 黑河流域中游地区 2015 年末工农业产值及其占地区生产总值比重

Table 2-10 The industrial and agricultural output value of the middle reaches of the Heihe River Basin and the proportion of the GDP in the end of 2015

地区	农业		工业	
	产值(万元)	比重(%)	产值(万元)	比重(%)
兰州市	562233	2.68	5350400	25.53
嘉峪关市	41754	2.20	989700	52.08
金昌市	179786	8.01	1012000	45.07
白银市	590257	13.59	1444300	33.26
天水市	974899	17.60	1264800	22.84
武威市	997860	23.98	974100	23.41
张掖市	950192	25.44	727000	19.46
平凉市	942088	27.10	570300	16.40
酒泉市	785892	14.42	1342299	24.64
庆阳市	822519	13.50	2923100	47.96
定西市	769718	25.24	362700	11.90
陇南市	703091	22.31	453600	14.39
临夏州	361386	17.10	255600	12.09
甘南州	270060	21.34	172700	13.65

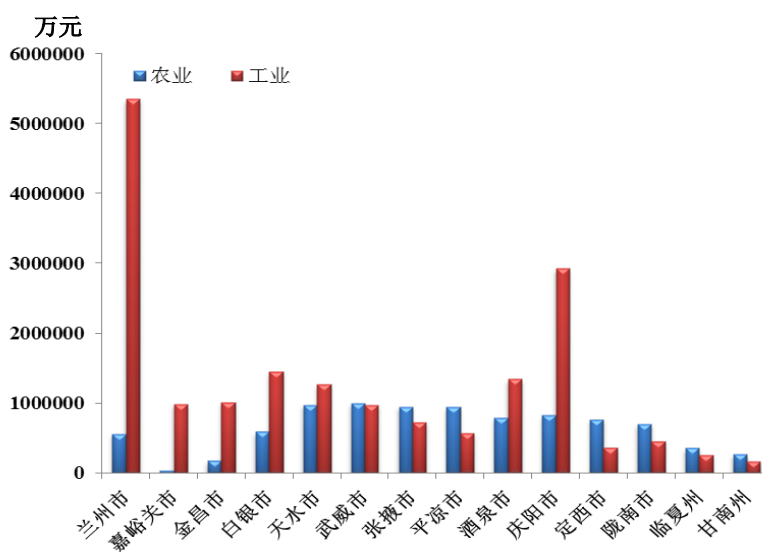


图 2-5 黑河流域中游地区 2015 年末各地区工农业产值图

Fig. 2-5 Industrial and agricultural output value map of various regions in the middle reaches of Heihe basin in the end of 2015

## 2.3 黑河流域中游地区开发史

黑河流域中游地区是我国西北地区的著名粮仓，也是昔日铁马金戈的古战场和古丝绸之路的锁匙之地和黄金路段。黑河流域中游地区的开发可以追溯到先秦时期并一直持续到新中国的建立，期间经过多年的开发，水源和耕地的面积也有诸多变化，从古代开始开发方式也有较大的转变，主要为军屯与民屯为主（钟方雷等，2011）。

### 2.3.1 先秦时期

先秦时期，黑河流域中游地区则是作为游牧民族乌孙和月氏的领地，受当时的生产力水平和人口所限制，人们对于土地利用方式为以畜牧业为主农业地域类型，因此在这一时期对该地区的开发较少。（郑炳林等，2017）

### 2.3.2 两汉与魏晋南北朝时期

西汉初期，黑河流域中游地区还是作为匈奴人的牧场处于匈奴的统治之下。元狩二年（前 121）三月，汉武帝派骠骑大将军霍去病率万骑击败匈奴于河西，并斩获近 9000 俘虏。同年夏，霍去病再次于河西击败匈奴，并斩杀近 3 万余人。致使同年秋，匈奴浑邪王亲率 4 万余人降汉。其后，汉武帝置武威、酒泉二郡，并下令修建边塞、移民充边和厉行屯田，从此黑河流域中游地区的开发翻开新的篇章。此后直至东汉中期，黑河流域中游地区一直处于和平与稳定发展的环境，区域内经济快速发展。但到东汉后期，由于朝政日益腐败，豪强势力已成，地主庄园势力的土地兼并现象的出现，导致东汉国力迅速衰退，致使黑河流域中游地区又开始受到匈奴、羌族等少数民族的袭扰，造成该区域农业衰退、人口锐减。魏晋南北朝时期由于政局更迭频繁造成国家长期处于动荡之中，期间仅在西晋时期迎来短暂稳定的局面，推动了黑河流域中游地区的持续发展，但是随着历经了

西晋、西魏和北周时期，直至前凉灭亡，区内长期处于动荡不安状态，造成民众大量外流、田地荒芜，畜牧业则成为该区域主要农业类型（唐霞和冯起，2015；郑炳林等，2017）。

### 2.3.3 隋唐与五代时期

隋朝初期采取农牧并举，使耕地与牲畜的数量都获得较大的提高，黑河流域中游地区在这一时期获得高速的发展。但随着隋炀帝即位，并在随后的 598 年至 614 年发动三次“高句丽战争”，导致国家动荡不安，农民起义不断，造成区域内开发停滞不前。随着唐朝的建立，在黑河流域中游地区，采取“均田制度”的政策，并大力开发水利建设，使区域内渠道纵横，黑河流域中游地区迎来第二次开发的高潮（唐霞和冯起，2015）。直至唐玄宗后期爆发的“安史之乱”，致使国家长期处于混乱的状态之中，吐蕃乘机侵占黑河流域中游地区，导致该区域内民族矛盾尖锐，战乱不已，大量耕地遭到破坏，区域发展步入低潮期。此外，五代时期由于政权更迭频繁使这一状况也并没有获得改善，该区域的发展进一步步入低潮。直到西夏政权的建立，颁布了一系列促进黑河流域中游地区发展的政策，但是由于长期处于战乱之中，人口稀少，效果并不明显。后期西夏遭到蒙古袭扰，引起该地区人口进一步缩减，区域内经济发展基本停滞不前（史志林等，2014）。

### 2.3.4 明清时期

明朝建国初期就开始对黑河流域中游地区大力移民，并制定了一系列奖励措施，使该区域耕地面积迅速扩大，经济迅猛发展。明朝中期开始，随着中西交往减少，造成了社会经济的发展停滞不前，耕地面积也出现萎缩的现象。直至嘉靖到万历年间开始，政府重新制定土地政策，使该区域耕地规模得到了一定的恢复（汪桂生等，2013）。但是明朝期间耕地从整体上看较为分散，主要分布在黑河

及其主要支流范围内。清朝初期，继承明朝的在该地区的政策，但是由于受战争等因素的波及，区域内荒漠化与绿洲化交替出现。直至清朝中期，大规模开发绿洲地区，使这个时期黑河流域中游地区获得较大发展，耕地面积迅速扩大，并超过了明朝时期的耕地的最大规模。清朝后期如前期一样，社会矛盾尖锐，国家长期处于战乱状态，该时期耕地与绿洲面积大量减少（石亮，2010）。

### 2.3.5 民国时期

清末民初，黑河流域中游地区干旱、大风和地震等自然灾害频发，在加上军阀混战，动乱不安。造成该地区人口大量外迁，耕地荒芜，耕地面积迅速较少（汪桂生等，2013）。直至抗日战争爆发，黑河流域中游地区作为抗战大后方，成为主要的粮食的生产基地，为抗日战争的胜利提供了有地的保证。而这一时期的快速发展主要得益于农田水利设施的建造。据资料统计仅 1943 年和 1944 年两年时间共维修旧渠 132 道，新修工程 200 处，受益面积 124547.4  $\text{hm}^2$ ，新增灌溉面积 770  $\text{hm}^2$ （石亮，2010）。

### 2.3.6 新中国成立后

新中国成立后，黑河流域中游地区人口持续增加，耕地面积在民国时期的基础上得到了持续扩大，但是局限于当时技术和经济水平，大多集中在区域内老绿洲的外围和边缘，在自然低洼处修建水库，并依靠水库的水资源去灌溉区域内的耕地。80 年代后期，随着改革春风吹来，并伴随着经济的快速发展，人口急剧增加，区域内的耕地面积不断扩大，形成新绿洲，并且面积不断扩大最终包围老绿洲，向黑河流域四周不断扩展。1978 年黑河流域中游地区人口约  $187 \times 10^5$  人，耕地面积为  $221.48 \times 10^4 \text{hm}^2$ ，2015 年末人口约为  $360 \times 10^5$  人，耕地面积为  $355.33 \times 10^4 \text{hm}^2$ 。截止到 2015 年末，共修建了 381 座水库，其中大型水库 9 座、

中型水库 42 座和小型水库 330 座，水利工程年供水量约为 117.95 亿立方米，基本能保证区域内生活与生产活动所需。

## 2.4 生态问题

干旱区的生态问题由来已久，伴随整个人类发展进程所出现，而黑河流域中游地区也不例外。干旱是限制黑河流域中游地区经济与社会发展的主要障碍，也是造成区域内生态环境极度脆弱的主要原因。随着黑河流域中游地区耕地面积的不断扩大，本就脆弱的生态环境也不断遭受着破坏，同时使下游的生态环境更加急剧恶化（张济世等，2004）。现阶段，黑河流域中游地区正进行着大规模的水土资源开发利用活动，生态环境正面临进一步恶化的风险，但并没有形成毁灭性的灾害，目前主要面临气候干旱少雨、水资源短缺、土地沙漠化严重、草地逐渐退化等生态环境恶化问题正加速发展（董红霞等，2016）。如今，黑河流域中游地区的主要生态环境问题可以归纳为以下几方面。

### 2.4.1 毁草开荒、超载滥牧

草地以草本和灌木植物为主，是发展畜牧业的基本生产资料与基地，约占世界陆地总面积的 1/2。草地在黑河流域中游地区占有十分重要的地位，其分布面积积极广，主要分为两片区域：一是集中在明乐县、高台县、甘州区和肃南明花区的沿山地区，草地集中成片且生长旺盛，是黑河流域中游地区主要的畜牧业生产基地；另一片则主要集中在河西走廊中部和北部荒漠区，该区域干旱少雨，河流稀少，植被较少（蓝永超等，2004）。目前，草地生态系统利用过程中的首要问题是毁草开荒，明乐县、高台县、甘州区和肃南明花区等地区曾存在在草原上大面积开荒，使该地区丰富的草量，急剧减少，特别是短花针茅等稀缺的植被减少更加快速。例如：自 1966 年以来，山丹军马场等地传统畜牧农业地区开垦了几

十万亩的耕地，使该区域草场的面积大幅度的减少。同样的，在河西走廊中部和北部荒漠区由于政策的改变，在这区域内的南华乡等地的荒漠草地被大片的开垦为农田。根据现有资料统计，仅张掖市一地自 20 世纪 80 年代到 90 年代的 10 年间共减少了 62.4% 的草场面积。草原生态系统面临的另一个严重问题是超载滥牧。正是由于开垦草原的面积逐年的增加导致当地畜牧养殖的数量逐年增加，加重了现有草场的负担。超载放牧的结果使黑河流域中游地区产草量逐年下降，退化严重，并加快向荒漠化过渡的趋势。此外，草地生态系统的植被群里也发生着较明显的变化，优良牧草逐年下降，毒杂草则显著上升，草地的总体覆盖度下降明显，由此可以预见，草地生态系统正面临着严重的威胁（肖生春，2017）。

#### 2.4.2 土地沙漠化

黑河流域中游地区气候干旱少雨，土壤以砂质性土壤为主，导致该地区生态环境极度脆弱，人类的不合理的生产实践活动将引起植被的不可恢复的破坏，从而引起土地沙漠化趋势的加重（肖生春，2017）。黑河流域中游地区主要有两大沙区，分别为民乐和山丹县北部沙区和高台至张掖沙区，所面临的共同特点是分布零散且面积较小，地下水位较深，导致治理难度较大。从目前资料来看，黑河流域中游地区一些老的沙漠被治理并转化为绿洲，然而却还有一些新的沙漠出现。例如，自 20 世纪 60 年代，高台县，民乐县和甘州区的沙化土地面积呈现急剧扩张的趋势，而到 70 年代后期高台县和民乐县则表现为相对稳定的趋势，而甘州区则表现为减少的趋势。总之，沙漠化会引起土壤资源的破坏，可供农业生产的土地面积减少，并会滋生土地生产力减退和载畜能力下降，将会严重的影响黑河流域中游地区的生态环境。

### 2.4.3 土壤盐碱化

土壤盐渍化可以分为盐碱化耕地和盐土。黑河流域中游地区的盐碱地在雨水较多的季节则表现为湿地，而没有水的情况下则为盐碱地，其主要分布在河流两岸的低洼地带和冲积平原下部的低洼地带与冲积缘地，总面积约为  $14.55 \times 10^4 \text{ hm}^2$ 。此外，由于黑河流域中游地区主要为灌溉农业，这样导致耕地的盐碱化现象即土壤中的含盐量增加，从而引起离子毒化的现象，致使作物的根系难以吸收土壤中水分和营养元素，引起作物的大量死亡甚至弃耕的情况发生，甚至引起荒漠化状况的产生（王明福，2016）。

### 2.4.4 水资源问题突出

1. 地下水位下降。20 世纪 70 年代以来，黑河流域中游地区，随着耕地的面积不断扩大，地下水被大量开采并使用，致使区域内几十年地下水位持续下降。现有资料表明，在 70 年代年至 80 年代的十年间，黑河流域中游地区的地下水位下降了约 3m。步入 90 年代后，这一情况更加突出，地下水位急剧下降，到 2000 年地下水位大致下降了 8m 左右。水文专家形象的形容黑河流域中游地区的地下水资源状况为“漏斗”形式，局部严重地区甚至无法利用地下水进行生活和生产活动（肖生春，2017）。地下水位与流域内水资源的总量和利用方式息息相关，目前随着黑河流域中游地区用水量的逐年增加，水资源问题日益突出，致使区域内地下水位急剧下降，人类可用水量显著缩减。

2. 用水结构不合理。农业在黑河流域中游地区国民经济中占有重要的位置，截止到 2015 年该地区粮食总产量为 1171 万吨，区域内用水总量为 119.2 亿立方米，其中农业用水 96.2 亿立方米，占用水总量 80.8%，区域内农业用水占总体用水量的多数。同期工业、生活、生态和城镇公共用水分别为 11.6、5.3、3.1 和 3.0



亿立方米，分别占总用水总量的 9.7%、4.4%、2.6%和 2.5%，这种用水结构加剧了该区域内水资源的供需矛盾。此外，根据 2015 年黑河黑河流域中游地区的统计数据，耕地的灌溉面积从 2010 年的  $1098.88 \times 10^3 \text{ hm}^2$  增加到  $1165.59 \times 10^3 \text{ hm}^2$ ，分别占用耕地面积的 31.45%和 32.80%，五年内增加了  $66.71 \times 10^3 \text{ hm}^2$ ，农业灌溉面积与用水量的大量增加，导致工业、生态和生活用水急剧下降，这种不合理的水资源利用结构，必将导致区域内生态环境的进一步恶化（董红霞等，2016）。

3. 用水效率低下。黑河流域中游地区的用水体系中，与日俱增的用水需求与灌区改造和渠系配套跟不上，有效节水的渠系管道并没有获得广泛的推广。具体表现为：引水口较多，渠系铺设配套差，用水方式以粗放为主，这些活动致使灌溉过程中水资源被大量的浪费。此外，在灌溉过程中还存在漫灌、来水猛灌和无水不灌等一系列不合理的灌溉现象，致使灌溉量远远的超过实际所需要的灌溉量。同时，农田间灌溉工程落后，目前仍然存在着大量的土渠，致使本就稀缺的水资源被浪费掉，用水效率低下（张宗元，2016）。

4. 水污染严重。黑河流域的水质在各个河段的差异明显，上游地区由于处于祁连山区，基本上未受到污染，为一类水环境质量。而黑河流域中游地区，集中了整个黑河流域 90%以上的人口，大部分的农业与工业，在黑河干流和支流的部分县区，绝大部分的工业废水与居民的生活污水往往没有经过污水处理，直接排放到河流里面。仅 2015 年黑河流域中游地区共排放废水 67072 万吨，其中工业废水 18760 万吨、生活污水共 48275 万吨，而相对应的 2015 年治理废水的投入仅为 5703 万元，因此水质的污染对黑河流域中游的生态环境也产生了不可忽视的影响（王明福，2016）。

## 第三章 数据预处理与研究方法

### 3.1 样品采集

本研究中使用的土壤数据分别于 2012 年和 2013 年的 7 - 8 月进行采集。所采用的采样方法是以土壤-景观模型为基础的的目的性采样方法, 该方法根据土壤属性与成土环境之间的对应关系, 假设相似环境下形成的土壤具有较高的相似性, 在成土环境因素组合的典型位置布设采样点 (Zhu et al., 2008)。利用模糊 c 均值聚类方法对地形、气候、母质、生物等主要成土环境因素进行聚类。在聚类结果中, 每个点由一组模糊隶属度向量构成, 模糊隶属度值的高低代表了该点隶属于相应聚类组合的程度。对于每一类环境因素的组合类型, 模糊隶属度的高值区通常可以代表该组合类型的中心位置。根据环境因素组合中每个点的模糊隶属度值的大小, 确定每个点对应类别环境组合的代表性等级, 以及样点的可达性程度, 最终选取具有较高代表性的点作为设计样点。

本研究共采集了 80 个土壤剖面, 43 个表层土壤水分样品, 空间分布如图 3-1 所示。每个剖面挖掘到 1.2 m 深或者至(准)石质接触面。野外工作包括土壤剖面地理位置、成土环境(地形、气候、植被等)以及土壤形态(包括土壤发生层名称、厚度、边界、土壤颜色、质地、结构、干湿状况、根系、土壤孔隙、石灰性反应等)。根据土壤发生层采集土壤样品, 每个样品重量约为 1 kg, 并分别进行编号、装袋, 带回实验室风干进行处理样品前处理; 袋装土壤样品经过自然风干, 称重、研磨、过 2 mm 孔径尼龙筛。此外, 土壤的物理属性如土壤水分特征、容重、孔隙等采用环刀法按土壤发生层采集, 各类环刀样品采集三个重复。

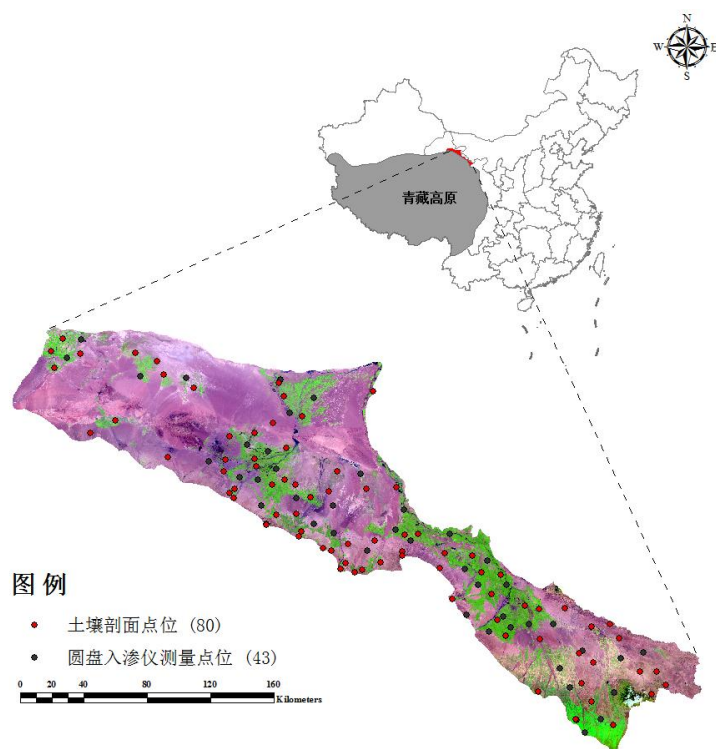


图 3-1 研究区采样点位图

Fig. 3-1 Location of sampling sites in the study area

表 3-1 土壤剖面信息表

Table 3-1 Summary of soil profile sites

编号	经度	纬度	土壤田间持水量分布类型
1	98.3996	39.5486	递增
2	99.6427	39.2552	递减
3	98.8616	39.4640	递增
4	98.8572	39.6284	先递减再递增
5	101.3691	38.5622	递增
6	100.6295	38.4530	递增
7	98.3701	39.5764	先递减再递增
8	99.9166	39.1614	先递减再递增
9	98.5513	39.7746	递增
10	98.4088	39.5980	递减
11	98.7199	39.4574	先递减再递增
12	98.9013	39.3643	递减
13	100.0102	38.9847	递减
14	100.2230	39.1360	递增
15	99.1245	39.2576	递减
16	99.1893	39.1503	递减
17	99.2961	39.1330	递减
18	100.3354	38.8668	先递减再递增
19	101.0236	38.8238	递减
20	100.8319	38.9283	递减

21	98.8835	39.3345	递减
22	99.0604	39.2693	递减
23	99.3525	39.1463	递增
24	100.9082	38.2919	递增
25	101.2179	38.7564	递减
26	98.3626	39.8982	递减
27	97.8656	40.2427	先递减再递增
28	97.9094	39.7732	递增
29	98.6804	39.9798	先递减再递增
30	98.8961	40.0169	递增
31	98.6474	39.3996	先递减再递增
32	99.2461	39.2933	递增
33	99.6419	39.2322	递减
34	101.0127	38.3931	递增
35	100.9274	38.6737	递减
36	101.0290	38.6194	递增
37	99.4851	39.1913	先递减再递增
38	98.7867	39.8365	递减
39	99.9515	39.2464	递增
40	100.9017	38.2956	先递减再递增
41	97.3347	39.8952	递减
42	97.2436	40.3486	递增
43	97.0244	40.3560	递增
44	97.6490	40.3623	递增
45	97.8130	40.3169	递减
46	98.3242	39.6982	先递减再递增
47	98.5618	39.7317	递减
48	98.7764	39.6583	递增
49	99.4393	39.3159	递增
50	99.6001	39.6205	先递减再递增
51	100.2954	39.0106	递减
52	100.5357	38.9458	先递减再递增
53	100.6461	38.7539	递增
54	100.9464	38.5028	先递减再递增
55	101.4481	38.4318	递减
56	101.4866	38.5607	递增
57	101.5537	38.4855	递减
58	101.1534	38.8375	递减
59	99.4190	40.1621	先递减再递增
60	99.2284	39.1868	先递减再递增
61	97.1075	40.4267	先递减再递增
62	99.7558	39.3559	递减
63	99.1020	39.5948	递增
64	99.3791	39.6104	递减

65	97.5138	39.9726	先递减再递增
66	98.0930	40.1705	递减
67	98.6810	39.6253	递减
68	100.3941	38.7741	递减
69	101.1720	38.2632	递增
70	100.6430	38.9252	递减
71	98.7238	40.2069	递减
72	97.0514	40.2592	递减
73	98.3375	39.7661	递增
74	99.1633	39.7059	递增
75	98.5494	39.9212	先递减再递增
76	100.3606	39.1203	递增
77	99.6578	39.3487	递增
78	98.9684	39.5590	递增
79	100.1566	39.2315	先递减再递增
80	98.7613	40.1312	先递减再递增

### 3.2 土壤理化性质测定

基本土壤理化属性主要测定土壤容重和土壤有机碳，主要参照《土壤调查实验室分析方法》（张甘霖和龚子同，2012）。

**土壤有机碳测定：**在加热的条件下，用过量的重铬酸钾-硫酸溶液氧化研磨处理好的土壤样品，之后将过量的重铬酸钾溶液通过滴定硫酸亚铁来中和，最终通过计算空白和样品消耗的重铬酸钾的差值得出有机碳含量。此外，由于重铬酸钾-硫酸消化法与干烧法相比仅能氧化土壤样品中约 90% 的土壤有机碳，因此，最终将测得的有机碳值乘以 1.1 的校正系数作为最终的土壤样品中的土壤有机碳含量。

**土壤容重测定：**将装满土壤样品的 100 cm<sup>3</sup> 环刀带回实验室，并用干燥的纸擦去环刀侧壁表面的土壤与其他杂质，称重，并记录。然后将环刀放入 105℃ 的电热恒温烘箱烘烤（16 小时以上）中，再迅速取出环刀至干燥器冷却至室温，再次称重并记录数据。最后根据以上记录的实验数据计算土壤的容重。

### 3.3 土壤田间持水量测定



图 3-2 压力膜仪

Fig. 3-2 Pressure plate apparatus

土壤田间持水量（Soil Field Capacity）测定采用原状环刀（直径 5 cm，体积  $100\text{ cm}^3$ ）法。具体步骤如下：

1. 称量原状环刀和土样重量；用 200 目尼龙纱网包裹原状环刀刀口，下沿放入平底容器中；向容器中逐渐加水，在此过程中每升高 1 cm 间隔 4 h，以驱除土壤中的空气，直至水面距环刀上沿 1 mm；

2. 静置使原状环刀样在水中饱和 48 h，称重饱和后环刀样品；将环刀样品移至压力膜仪测定 0.33 bar 负压含水量（0.33 bar 负压含水量测定时间约为 10 d）。

根据定义，本研究以 0.33 bar 负压下的土壤含水量作为土壤田间持水量。

### 3.4 土壤饱和和导水率测定

土壤饱和和导水率（Saturated Hydraulic Conductivity, SHC）是土壤被水饱和情况下，在单位水势梯度下、单位时间内通过单位面积土壤的水量（李保国等，2002）。土壤饱和和导水率是土壤的主要物理性质，是设计排水和灌溉系统重要的水文参数。然而，田间现场测定土壤饱和和导水率一直是困扰科研工作者的一大难题，其测定通常耗时费力，给土壤水动力学的研究带来诸多困难。现阶段，土壤

饱和导水率的测定方法较多，例如：定水头渗透仪、变水头渗透仪和双环法。但是，目前这些方法存在诸多不便，有些仅限于表土层、有些耗水量大且实际操作较复杂（姚淑霞等，2013）。

本研究选择圆盘入渗仪（disc permeameter）用来测定土壤饱和导水率。该方法与双环法相比，需要区域更小、更加省时、省力和省水，并且可以用于测定任意层土层的土壤饱和导水率（许明祥等，2002）。此方法基本上解决了饱和导水率田间测定难的问题，且能有效的排除土壤裂隙和蚯蚓孔等对测定的影响（朱安宁等，2000）。因此，运用圆盘入渗仪在土壤水动力学的研究中越来越广泛。下面将圆盘渗透仪在田间测定土壤饱和导水率的原理进行简要的介绍。

该方法通常仅可测定 20cm 深度土层的土壤饱和导水率，更深层的土壤可以通过挖剖面的办法来测定。仪器主要由储水管（Water Storage Pipe）、负压管（Pressure Regulating Tube）、进气管（Intake-tube）、排气管（Exhaust Pipe）、圆盘（Disc）和阀门（Valve）组成（如图 3-3）。

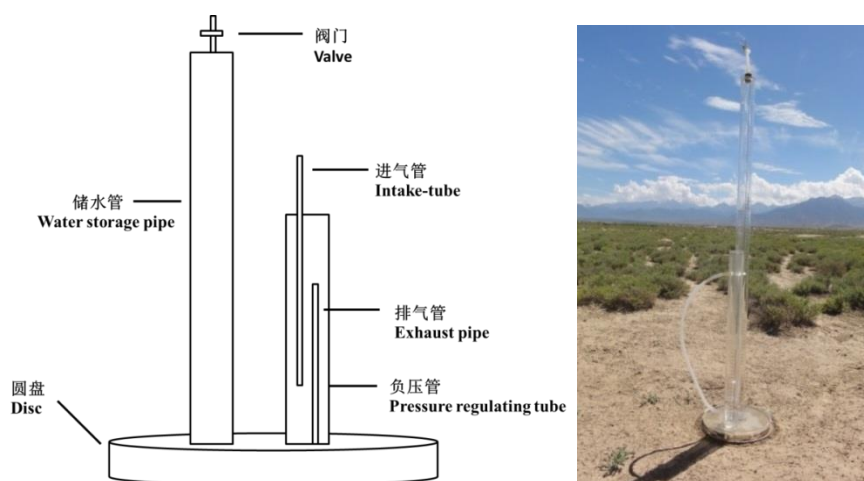


图 3-3 圆盘入渗仪示意图

Fig. 3-3 A schematic diagram of disc permeameter

实际测定中，储水管中水通过圆盘进入土壤中呈现三维入渗的方式，并在圆

盘下方形成一个饱和区,平衡后,土壤饱和导水率与供水速率形成以下方程关系:

$$Q_{ss} = \pi r_b K_s + \frac{4K_s r_b}{\alpha} \quad (3-1)$$

式中:  $Q_{ss}$  ( $\text{cm}^3 \text{min}^{-1}$ ) 和  $K_s$  ( $\text{cm min}^{-1}$ ) 分别代表水流通量和土壤饱和导水率;  $r_b$  (m) 表示为圆盘半径;  $\alpha$  ( $\text{cm}^{-1}$ ) 则表示毛管吸力与土壤结构因子参数。

公式 3-1 中, 右边第一项和第二项可以分别看为重力势项和基膜势项。而当圆盘下的水呈三维入渗的情况下, 圆盘入渗仪的供水速率由重力势、基膜势和压力势共同作用的结果, 但由于水层较薄, 因此压力势可以忽略。因此可以通过公式 3-1 转换得到  $K_s$ :

$$K_s = \frac{Q_{ss}}{\pi r_b^2 + \frac{4r_b}{\alpha}} \quad (3-2)$$

公式 3-2 中的  $Q_{ss}$  可以通过每次的累计入渗水量( $V_i$ )和累计时间( $t_i$ )的曲线获得, 此曲线的斜率为水流通量。累计入渗量可有下面公式计算得出:

$$V_i = \pi r_R^2 (H_0 - H_i) (\text{cm}^3) \quad (3-3)$$

式中:  $H_0$  和  $H_i$  分别代表储水管的初始读数与第  $i$  次水柱的高度;  $r_R$  则为储水管的内径半径, 本研究圆盘入渗仪的储水管内径半径为 0.35 cm。

此外, 为了克服土壤裂隙等因素对入渗的影响, 一个给定负压  $\psi_0$  被预先设定。当  $\psi_0 \geq 0$ , 表示几乎所有都孔隙都可以充满水分(孔隙闭塞的孔隙和结构不稳定孔隙之外)。当  $\psi_0 < 0$ , 则指排除在外孔隙的有效孔径。20℃下, 可以通过下面公式获取:

$$r_e = \frac{14.8}{-\psi_0} \quad (3-4)$$



式中： $r_e$ 和 $\psi_0$ 分别表示为有效孔径和给定负压，其单位都是 mm；14.8 为恒值，表示毛细孔径和水气界面张力的数值，其数值随温度的变化发生改变。

此方法在计算土壤饱和导水率的过程中忽略了压力势的作用，并且给定了负压  $\psi_0$ ，同时忽视了大孔隙的影响，因此其仅是实际土壤饱和导水率的近似值，但是由于压力势较小且负压较高，因此他们对测定值的影响较小，



图 3-4 野外土壤饱和和导水率测定工作图

Fig. 3-4 Work diagram for measuring the saturated water conductivity in the field

### 3.5 环境变量收集

本研究所涉及的环境变量包括气候、地形和生物因素 3 大类共 12 个环境变量，其变量的详细情况如表 3-2 所示。这些变量被认为是影响研究区土壤有机碳含量空间分布的主要环境变量。由于它们来自不同的数据源，在 ArcGIS 10.2 (ESRI Inc., USA) 重采样并转换为 90 米的分辨率栅格数据。所有的指标数据被纳入地理信息系统 (GIS)，在一个共同的投影系统 (krasovsky\_1940\_albers) 进行地理空间的处理和分析。

表 3-2 研究中所涉及的环境变量  
Table 3-2 Enviromental variables used in our study

类别	变量	单位	描述	分辨率
地形	海拔	m	到大地水准面的绝对垂直距	90m
	坡度	°	地面点法线与铅垂线之夹角	90m
	坡向	°	坡面法线在水平面上的投影	90m
	平面曲率	(100m) <sup>-1</sup>	过任一点的水平面沿水平方向切地形表面所得的曲率值	90m
	剖面曲率	(100m) <sup>-1</sup>	对地面坡度的沿最大坡降方向地面海拔变化率的度量	90m
	比汇水面积	m <sup>2</sup> m <sup>-1</sup>	单位等高线上的汇流面积	90m
气候	年均气温	℃	1980-1999 年年平均气温	1000m
	年均降水量	mm	1980-1999 年年平均降水量	1000m
生物	归一化植被指数		近红外波段反射值与红光波段反射值之差除以两者之和	30m
	Landsat5 Band 3		Landsat5 第三波段	30m
	Landsat5 Band 4		Landsat5 第四波段	30m
	Landsat5 Band 5		Landsat5 第五波段	30m

### 3.5.1 地形变量

地形变量数据来自 90 m 分辨率的遥感测量的航天飞机雷达测量使命数字高程模型 (Shuttle Radar Topography Mission and Digital Elevation Model, SRTM DEM)。以往由于航天测绘的精度限制,通常只能制作中、小比例尺的地图资料。SRTM 则是由美国太空总署(National Aeronautics and Space Administration, NASN)和美国国防部国家测绘局 (National Imagery and Mapping Agency, NIMA) 以及意大利和德国共同合作并完成的联合测量任务,其是由美国所发射的“奋进”号航天飞机搭载 SRTM 系统所完成的。此次测量任务从 2000 年 2 月 11 至 22 日,获取了北纬 60°至南纬 60°之间约 1.19 亿平方公里的雷达影像数据,大致覆盖全球 80%以上的陆地表面。本研究一共选取 6 个地形变量。利用 SRTM DEM 数据,运用 ArcGIS 10.2 软件推导出 5 个地形变量,分别为海拔、坡向、坡度、平面曲率和剖面曲率。比汇水面积利用 System for automated geoscientific analyses (SAGA) GIS (Olaya, 2004) 软件提取出来。

### 3.5.2 气候变量

本研究的气候变量获取自中国气象科学数据共享服务系统 (<http://cdc.cma.gov.cn/>), 包括年平均降水量和年平均温度。通过收集 30 年间的全国的 673 个气象站的年平均降水量和温度 (逐月平均值计算生成), 利用克里格插值生成 1000 m 分辨率的栅格数据。最终采用近邻原则在 ArcGIS 10.2 将栅格数据重采样生成 90 m 分辨率, 并运用海拔数据对其进行校正。

### 3.5.3 生物数据

生物数据是由美国陆地卫星系列中的第五颗卫星 (Landsat 5) 中的波段 3 (Band 3, 0.63-0.69 $\mu\text{m}$ )、波段 4 (Band 4, 0.78-0.90 $\mu\text{m}$ )、波段 5 (Band 5, 1.55-1.75 $\mu\text{m}$ ) 和归一化植被指数 (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI) 所组成。Landsat 5 数据下载自黑河计划数据管理中心, 该数据集收集了美国地质调查局 (United States Geological Survey, USGS) 2010 年 7 月至 9 月免费发布的 30m 分辨率遥感影像, 并经过几何校正和去云处理, 保留包含最丰富信息的 Band 3、Band 4 和 Band 5。

归一化植被指数 (NDVI) 由 Band 3 和 Band 4 计算获得, 其公式如下:

$$NDVI = \frac{(Band4 - Band3)}{(Band4 + Band3)} \quad (3-5)$$

并用来是表征植被的生长状态。

## 3.6 深度函数模型

土壤样品通常是运用土壤发生学知识或者固定深度方法进行采集。将每个层次中所采集土壤样品随后在实验室进行理化分析, 得到了每个层次所对应土壤属性值的平均值。然而, 这种层次均值的方法并不能对土壤属性随着深度变化的连续特征进行描述 (Arrouays et al, 2014)。例如, 当描述土体中任意深度的土壤

属性时, 仅仅通过对应层次的均值进行表述容易形成较大的误差。针对这一科学问题, 土壤学家尝试通过利用数学函数来模拟分层土壤属性的数据, 以达到描述土壤属性的深度连续分布特征。

### 3.6.1 样条函数

本研究中, 等面积样条函数 (Bishop et al, 1999) 被用来对土壤有机碳进行深度模拟。对于一个给定的土壤剖面, 按照发生学知识可被划分为  $n$  层 (采样边界  $x_0 < x_1, \dots, < x_n$ ), 对于土壤属性值  $y_i$  可以建立方程如下:

$$y_i = \bar{f}_i + e_i \quad (3-6)$$

式中,  $\bar{f}_i = \int_{x_{i-1}}^{x_i} f(x) dx / (x_i - x_{i-1})$  是  $f(x)$  在区间  $(x_{i-1}, x_i)$  的平均值,  $e_i$  为测量误差并假设其独立。最终,  $f(x)$  代表为一个样条函数, 并可以通过最小化  $D_d$  来确定:

$$D_d = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{f}_i)^2 + \lambda \int_{x_0}^{x_n} [f''(x)]^2 dx \quad (3-7)$$

式中, 公式右边第一部分代表表明样条函数对属性的拟合; 公式第二部分用来表明  $f(x)$  的粗糙度, 表明的一阶导数;  $\lambda$  参数用来控制样条曲线的拟合和粗糙度之间的平衡。

在本研究中, 土壤有机碳数据表现为对数正态分布, 需要对其进行对数转换才能适用样条函数。而土壤容重的数据不需要任何转换。样条函数拟合剖面数据的质量取决于平滑参数  $\lambda$ , 本研究测试了 5 个  $\lambda$  值 (0.0001, 0.001, 0.01, 0.1, 1) 并显示当设置为 0.1 时, 在拟合所有剖面数据时将获得最小的均方根误差。

目前土壤有机碳储量的研究主要集中在两个方向: 一种是, 根据政府间气候变暖专门委员会 (IPCC) 的指导方针去模拟土壤有机碳储量的空间分布 (通常为 30cm 或者 100cm) (Meersmans et al, 2011; Ballabio et al, 2016; Minasny et al,

2017); 另一种是, 指利用全球土壤制图标准 (GlobalSoilMap specifications) (Arrouays et al, 2014; Minasny et al, 2013) 即: 0-5、5-15、15-30、30-60、60-100 和 100-200cm 进行空间模拟。然而, 就其推广程度上来看, 全球土壤制图标准运用更加广泛, 从区域到国家、大洲乃至世界 (Poggio et al, 2014; Vaysse and Lagacherie, 2015; Mulder et al, 2016)。基于全球土壤制图规范和属性加权方法, 本研究利用样条函数获得 5 个土壤深度 (0-5、5-15、15-30、30-60 和 60-100 cm) 下的土壤有机碳值。

### 3.6.2 指数函数

指数函数 (Exponential Function) 是重要的初等函数之一。通常, 形如  $y = a^x$  ( $a$  为常数且以  $a > 0$ ,  $a \neq 0$ ) 称为指数函数。而应用到  $e$  上的这个函数则书写为  $\exp(x)$ 。指数函数作为一种常用模型, 其多用来土壤有机碳的剖面的垂直分布进行连续模拟。但是, 指数函数应用到对田间持水量深度分布模型的研究未见报告。因此, 本研究尝试运用指数函数模拟田间持水量的深度分布特征。

前人研究发现 (Russell and Moore, 1968; Spain et al, 1983), 土壤中某些属性 (土壤有机碳、土壤全氮等) 的含量通常随着深度的增加表现为降低的趋势, 而其深度分布的特征可以运用指数函数对其进行描述。指数函数的基本形式如下:

$$P = P_a \exp(-kz) \quad (3-8)$$

式中,  $P_a$  为表层土壤属性;  $k$  为衰减速率;  $z$  为深度。

为了准确利用分层测定的数据去模拟土壤属性的深度分布特征, 本研究采用每个层次的中间深度值作为该层次的土壤属性值所对应的深度, 例如分别测定深度 0-22 cm、22-48 cm、48-80 cm 的土壤属性值为  $x$ 、 $y$ 、 $z$ , 则在其对应土壤属性的深度模拟中,  $x$ 、 $y$ 、 $z$  值则分别代表在 11 cm、35 cm、64 cm 深度的土壤属

性值。

## 3.7 空间预测模型

### 3.7.1 决策树模型

决策树是一个分类方法，它是从无次序和无规则的数据样本中推理出决策树的形式。采用递归的方式，在树的内部进行属性值比较，并依据不同的判断标准下分，最终获得叶节点并得到结论。而从根节点到叶节点每个路径对应一条规则，最终形成一组规律的表达式。目前，有多种决策树算法，而运用最广泛的由 Breiman et al 于 1984 所提出的分类回归树（Classification and Regression Trees, CART），并经过不断改进在数据挖掘领域获得普遍使用。其采用二分递归技术，将样本集划分为两个子样本集，使每个非叶节点都形成两个分支，并通过测试变量的循环形成二叉树形式的决策树结构。CART 包含两个部分：其一是，将样本以递归的形式划分自变量空间进行树的结构建设；其二是，运用验证数据对树进行裁剪。分枝的过程反复进行直到停止条件出现位置，例如，节点数和节点纯度。最终结果如为连续变量所建立的树则为回归树，若为分类变量，则为分类树。树图如下：

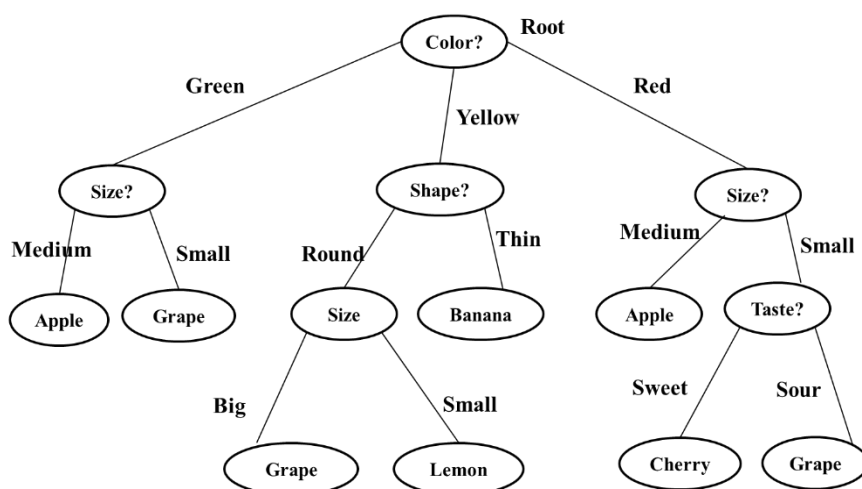


图 3-5 分类树

Fig. 3-5 Classification Trees

在决策树的建立的过程中，树结构太大容易产生过度拟合，而太小则无法获取变量之间的内在关系。最有效的办法是先建立大树，然后在此基础上继续修剪以防止出现过度拟合的现象。关于 GART 的详细描述可参考 Breiman 于 1984 所著的《Classification and regression Trees》，此外，还有专门的开发软件 CART6.0。本研究则是利用 R 软件中的 rpart 包进行决策树的建立和修剪。

### 3.7.2 增强回归树模型

增强回归树 (Boosted Regression Trees, BRT) 模型是由美国科学家 Friedman 等于 2000 年所提出的，是一种基于分类回归树的机器学习算法。BRT 模型与其他增强模型相类似，同样是通过训练多个模型并将他们结合在一起进行预测，以增强模型的性能。其由两个算法组成：回归树 (Regression Trees) 和梯度提升 (Gradient Boosting)。

本文选取 BRT 对土壤属性的空间预测主要基于以下两点考虑：效果好和速度快。在模型中，其利用梯度提升算法将多个弱回归的回归树进行线性组合，形成一个高效的强回归模型，土壤属性的空间预测研究中将其实用价值获得较好的展现 (Wang et al, 2016; Yang et al, 2016a)。此外，增强回归树可以看做是回归树的线性组合，其计算的复杂程度与随机森林类似。下面从增强回归树模型的组成进行论述：

#### 1. 回归树

在上节中可以了解到 CART 最早由 Breiman 于 1984 所以提出，并随后被广泛的用于生态学等学科的研究中。CART 包含了两种决策树的模型：决策树与回归树。回归树是将输入变量的空间划分为多个矩形子空间，之后将每个矩形拟合出一个恒量作为输出项。对于回归问题，这个恒量是通过响应变量的平均值计算

得到。并且在这一个过程中可以通过一系列 if-then 的语句进行描述，可看作可视化树的模型。图 3-6 中为四次分割实例，其中左图为回归树实例，右图为输入变量分割情况。图中的回归树模型使用温度 ( $S_1$ ) 与降雨 ( $S_2$ ) 作为输入变量，输出为每个物种的平均体重 ( $Z$ )。这棵树的模型经过 4 次分割，且产生了 5 次终端节点，在每次分割都经过 if-then 语句进行判断。

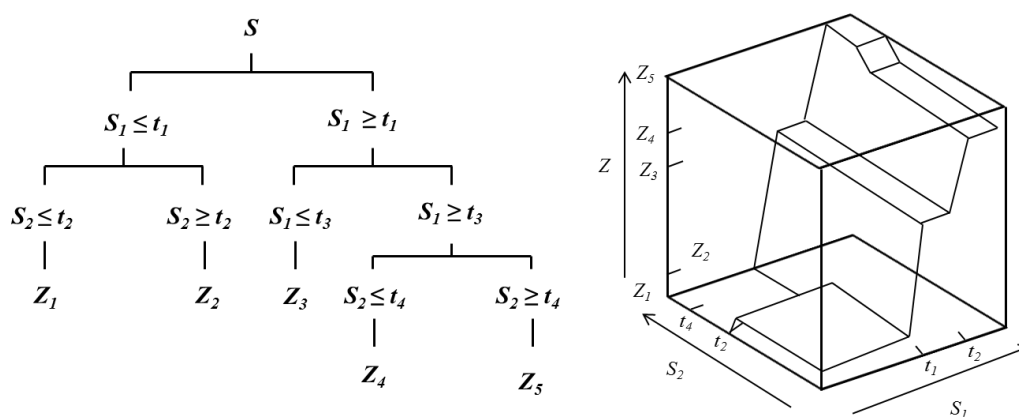


图 3-6 四次分割回归树实例

Fig. 3-6 Example of four segmented regression trees

在回归树的实际运用中，主要涉及以下四个问题：

#### (一) 分支数目

每个节点处的一个判断条件产生一个分支，并将样本空间划分为若干个子集，并对应着各个分支。根节点处则对应着整个样本空间，且每个分支都是经过条件判断划分形成的分样本空间，而每个节点对应的子节点数量则可称为节点的分支数。在模型中，对于每个分支数大于 2 的判断条件都可以形成多个分支数为 2 的倍数的判断条件。因此，CART 是以二叉树形式存在的，也即是每个节点分支数为 2 的回归树。

#### (二) 节点不纯度

为了在 CART 建立过程合理的选取分支点数，通常在模型中定义一个“不纯



度”指标来表征模型模拟过程中的预测误差。不同的方法需要定义不同的“不纯度”，但是其通常具有以下共性：当节点中的类别与响应一致时，节点“不纯度”最小；相反当不一致或者均匀分布时，则节点“不纯度”最大。

目前运用最广的是熵不纯度（Entropy Impurity），其计算公式为：

$$i(N) = \sum_j P(w_j) \log_2 P(w_j) \quad (3-9)$$

式中： $P(w_j)$ 代表节点  $N$  中的第  $w_j$  类样本在总样本之中的比例。根据熵不纯度的特征：当每个类别中样本数均匀分布，熵不纯度取最大值；相反，当所有样本均属于同一个类别时，熵不纯度则取最小值。

### （三）特征选择

选择合适的特征有助于 CART 性能充分发挥，因此，各种各样的特征选择方法应运而生。信息增益（Information Gain）作为诸多特征选择方法中应用最广泛的，其是基于信息论中信息熵理论。通俗来理解就是，求取前后信息的的差值。在 CART 生成过程中，通常结合熵不纯度与信息增益两种手段来确定最佳的分支节点。其计算公式如下：

$$I = i(N) - \sum_{i \in \{L, R\}} \frac{|S_i|}{|S|} i(N_i) \quad (3-10)$$

式中， $S$  代表数据； $N_i$  表示节点  $N$  的子节点数。不同特征方法选取将形成不同程度的信息增益，其值越大，表示选择特征越合适，也说明分支数量越合理。

### （四）分支停止准则

解决以上三个问题后，回归树的高效训练即形成了。此时，则需要考虑如何停止树的无限生成。此时当使树成长过程中所有叶节点数的不纯度达到最小值时

可能引起模型的过度拟合，而过早的停止树的生成将导致模型的预测性能较差。回归树有许多的优点，例如：易于理解和解释、易于可视化、复杂度低和预测过程快等。尽管回归树具有如此多的优点，但其有一个致命的缺点：模型不够精确。此外，回归树的模型并不能建立光滑的模型，且其树结构取决于训练样本，训练样本细微的变化可能形成不同分割序列。因此，这些因素引起回归树的精度降低，增加了模型的不确定性，降低了模型的预测性能。

## 2. 梯度提升

梯度提升（Gradient Boosting）是提高模型预测性能的一种方法，其主要思想为：发掘平衡粗糙的规则并形成高精度的预测规则。与其有相同的设计思路的方法包括：堆积法（Stacking），装袋法（Bagging）和提升方法（Boosting），模型都是通过先建立多个模型，并在此基础上平衡输出结果以提高模型性能。Boosting 模型与上述方法的显著不同在于其是连续的、递进的阶段性过程。

Boosting 是通过将模型多次迭代形成多个模型，以达到提供较弱模型的预测性能。不同的迭代方法和验证方法导致形成了不同的 Boosting 方法。最初的增强算法为自适应增强算法，其将权重的概念引入模型中，每次迭代过程中将对分的样本权重减小，错分的权重加大，通过这样的措施将之前模型的样本进行多次迭代，以达到提高模型分类预测精度的目的。梯度提升可以看成是 Boosting 的一种方法之一，其将 Boosting 与最大似然性（likelihood）相结合，将模型扩展为广义的线性回归模型并可用于处理损失函数的问题。这表示梯度提升方法可以被用于现存的所有误差分布的研究中（逻辑分布、泊松分布和高斯分布等）。梯度提升方法的主要设计思想是，每次迭代的模型都是在损失函数模型下降方向上建立新的模型。

### 3. 增强回归树

下面介绍以弱回归——回归树为基础,如何应用梯度提升方法来提升模型的预测应能,并且训练得到—增强回归树模型。首先,利用解释变量对模型所有的观测值进行预测。然后,计算模型的预测残差,即预测值与真实值之间的差值,并训练树的拟合,建立一个新树对残差进行预测。之后重复此过程,对模型的残差进行更新在对其进行训练,最终计算每个终端节点的残差平均响应。增强回归树可以看做是多次迭代训练出来回归树的总和,并在此过程不断加入新的回归树对模型进行更新。

在增强回归树模型中通常需要对四个模型参数进行设定:学习速率(Learning Rate, LR),树的复杂度(Tree Complexity, TC),袋分数(Bag Fraction, BF)和树的数量(Number of Trees, NT)。LR表示每一棵树对最终拟合模型的贡献。TC为树的深度即预测变量之间的最大交互水平。BF表示数据集中所使用的数据的比例——模型使用数据越多,则其随机性减小。尽管增强回归树是可以通过扩大模型的运算来避免过度拟合,但仍然有必要去设置NT。根据LR和TC的组合可以最终确定NT的数量。为了获得模型最佳的预测性能,10折交叉验证(10-Fold Cross -Validation)被用来测试最佳参数设置组合进行了。通过多次模型涵盖了LR(0.001 - 0.05),TC(5 - 10),BF(0.65 - 0.85)和NT(500 - 1000)。最终,LR、TC、BF和NT的最终最优值分别为0.0025、9、0.70和1500。

#### 3.7.3 环境相似度度量模型

##### 1. 基于高斯混合模型的聚类

本研究中运用高斯混合模型的聚类方法(Gaussian Mixture Model for Model-based Clustering)对研究区进行景观划分。通过该方法可以获取研究区每

个点位划分到每个类别的概率,在此基础上将数据进行划分。在模型建立过程中,分别运用最大期望值算法(Expectation Maximization, EM)和贝叶斯信息准则(Bayesian Information Criterion, BIC)对模型参数估算和优化聚类的结果。最终在 R 语言运用“mclust”包(Fraley and Raftery, 2002)对模型进行拟合与运算。

高斯混合模型是应用高斯概率密度函数将对象精确量化,并将对象划分到若干个类别之中。假设,给定一组数据  $s (s_1, s_2, s_3, \dots s_n)$ , 并且对应着  $k$  个高斯分布组成,并将每个高斯分布相加获得  $s_i$  高斯混合模型的概率密度函数,其对应的最大似然函数为:

$$L_M(\theta, \tau | s) = \prod_{i=1}^n \sum_{k=1}^G \tau_k f_k(s_i | \theta_k) \quad (3-11)$$

式中,  $f_k(s_i | \theta_k)$  代表  $s_i$  是第  $k$  类的概率密度,  $k$  和  $\theta_k$  则为对应的参数,  $\tau_k$  为每个观察值属于第  $k$  类的概率。当  $k$  取足够大时,高斯混合模型就可以用来描述任意连续的概率密度分布。密度函数  $f_k(s_i | \theta_k)$  具有如下形式:

$$f_k(s_i | \mu_k, \Sigma_k) = (2\pi)^{-p/2} |\Sigma_k|^{-0.5} \exp \left\{ -\frac{(s_i - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (s_i - \mu_k)}{2} \right\} \quad (3-12)$$

式中,  $\Sigma_k$  和  $\mu_k$  分别代表协方差矩阵和均值向量。因此,可通过参数集  $\{\tau_k, \mu_k, \Sigma_k\}$  来对高斯混合模型进行表示。

最大期望值算法(Expectation Maximization, EM)是由 Dempster et al 于 1977 年所提出,其是通过迭代方法来处理参数极大似然估计问题的方法。模型是通过已知无法观测的隐含含量直接求取极大似然解的过程。似然函数定义如下:

$$L(\theta | Z) = L(\theta | X, Y) = p(X, Y | \theta) \quad (3-13)$$

式中,  $Z = \{X, Y\}$ ,  $X$ 、 $Y$  和  $\theta$  分别代表观测值、缺失值和模型参数。

最大期望可以通过两个步骤交替运算产生：

首先，定义似然函数，在此基础上利用隐含变量的估计值，对极大似然估计值进行计算；其公式如下：

$$Q(\theta, \theta^{(i-1)}) = E[\log p(Z|\theta, X, \theta^{(i-1)})] \quad (3-14)$$

其次，重新计算分布参数，并最大化上步所求取的极大似然解。公式如下：

$$\theta^i = \arg \max_{\theta} Q(\theta, \theta^{(i-1)}) \quad (3-15)$$

因此，当  $Q(\theta^i, \theta^{(i-1)}) \geq Q(\theta, \theta^{(i-1)})$  时，第一步所求取的参数估计值被运用到下一步的计算中，上述计算过程不断交替运算。

## 2. 基于马氏距离的相似度计算

马氏距离 (Mahalanobis distance) 是由印度的科学家哈拉诺比斯 (P.C. Mahalanobis) 于 1936 年首次提出的，并用来表示数据的协方差距离，并且是一种有效的用于计算两个未知样本集相似度的方法。其区别于欧式距离 (Euclidean distance) 在于其充分考虑到各个特性之间的联系，并且是与尺度无关的，即独立于测量尺度。对于一个均值为  $\mu = (\mu_1, \mu_2, \mu_3, \dots, \mu_p)^T$ ，协方差矩阵  $\Sigma$  的多变量矢量  $x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_p)^T$ ，马氏距离  $D$  的计算公式如下：

$$D = \sqrt{(x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu)} \quad (3-16)$$

假设共有  $m$  个采样点、 $n$  个未知点位，则可以获得一组马氏距离矩阵：

$$D = \begin{bmatrix} D_{11} & D_{21} & \dots & D_{n1} \\ D_{12} & D_{22} & \dots & D_{n2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ D_{1m} & D_{2m} & \dots & D_{nm} \end{bmatrix} \quad (3-17)$$

由于马氏距离是用来度量两点之间的距离程度，为了获得两点间的相似程度，

需对其进行转换以获得相似度，首先用公式 (3-18) 将马氏距离标准化到范围 [0, 1]:

$$DE_{scale} = DE / \max(DE) \quad (3-18)$$

再应用公式 (2-11) 将其转换为相似度，范围 [0, 1]:

$$SE = 1 - DE_{scale} \quad (3-19)$$

即可获得未知样点与采样点之间的相似度矩阵:

$$SE = \begin{bmatrix} S_{11} & S_{21} & \dots & S_{n1} \\ S_{12} & S_{22} & \dots & S_{n2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ S_{1m} & S_{2m} & \dots & S_{nm} \end{bmatrix} \quad (3-20)$$

### 3.8 精度评价指标

本研究中, 预测精度的评价指标包括: 平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE)、均方根误差 (Root Mean of Squared Error, RMSE)、决定系数 (Coefficient of Determination,  $R^2$ ) 和林的一致性相关系数 (Lin's Concordance Correlation Coefficient, LCCC) (Lin, 1989):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |X_i - Y_i| \quad (3-21)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2} \quad (3-22)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y}_i)^2} \quad (3-23)$$

$$LUCC = \frac{2r\sigma_x\sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + (\bar{Y} - \bar{X})^2} \quad (3-24)$$

式中， $X$  和  $Y$  分别为预测值和观测值， $n$  为样点个数， $\bar{x}$  和  $\bar{y}$  分别为预测值和观测值的均值， $r$  为预测值和观测值之间的皮尔逊相关系数， $\sigma_x$  和  $\sigma_y$  分别为预测集和观测集的方差。

其中：**MAE** 用来评价预测值的偏差程度，越接近 0，表示预测结果越好。**RMSE** 用来对预测结果的总体准确性进行评价，其值越小，则表明模型预测精度越高。**R<sup>2</sup>** 用来评价模型的拟合优度，其值越接近 1，表示模型的参考值越高。**LCCC** 用来度量预测值和实测值在 1 比 1 线分布的程度，越接近 1，预测值与观测值的吻合程度越高，则表明模型预测能力越强。

## 第四章 土壤有机碳空间分布特征及储量估算

### 4.1 描述性统计特征分析

等面积样条函数 (Equal-area Splines) 被用于模拟 1m 深剖面内连续的土壤有机碳和容重的深度分布特征。样条函数拟合剖面数据的质量决于平滑参数  $\lambda$ , 5 个  $\lambda$  值 (0.0001, 0.001, 0.01, 0.1, 1) 被用于测试模拟的效果, 并显示当设置为 0.1 时, 在拟合所有剖面土壤有机碳和土壤容重数据时将获得最小的均方根误差。土壤有机碳和容重的统计结果见表 4-1。土壤有机碳含量变化强烈, 在表层土壤 (0-5cm) 中范围从 0 到  $62.43 \text{ g kg}^{-1}$ 。各个土层的平均土壤有机碳含量随着土壤深度增加而减少, 0-5 cm 土层的土壤有机碳含量约是在深度 60-100 cm 的四倍。此外, 随着深度的增加, 土壤有机碳标准差 (Standard Deviation, SD) 随之逐渐减少。土壤有机碳在 0-5 cm 土壤中的标准差为  $5.54 \text{ g kg}^{-1}$ , 而在 60-100 则为  $1.4 \text{ g kg}^{-1}$ 。此外, 本研究还发现随着土壤深度的增加, 容重含量随之增加。例如, 在 30 cm 深度时, 平均土壤容重为  $1.38 \text{ g cm}^{-3}$ , 而当土壤深度增加为 100 cm 时, 平均土壤容重则增加到  $1.52 \text{ g cm}^{-3}$  (表 4-1)。

土壤有机碳和土壤容重与环境变量之间的皮尔森线性关系 (Pearson correlation) 如表 4-2 所示。表中土壤有机碳与海拔、坡度、年均降雨量和 NDVI 均呈现显著正相关。相对应的, 土壤容重则仅与坡向和比汇水面积呈现显著正相关, 而与海拔、坡度和年均降水量呈现显著负相关。此外, 也可以发现黑河流域中游地区的土壤有机碳和土壤容重与海拔、坡度、坡向、比汇水面积、年均降雨量和 NDVI 均显著相关。同时, 环境变量 (地形、气候和生物) 组间也存在一定的共线性。



表 4-1 土壤有机碳和土壤容重描述性统计分析

Table 4-1 Descriptive statistics of soil organic carbon content ( $\text{g kg}^{-1}$ ) and bulk density (BD) ( $\text{g cm}^{-3}$ ) data used in this study

深度	参数	最小值	最大值	范围	平均值	标准差
0-5	SOC	1.63	62.43	60.80	5.36	5.54
	BD	0.43	1.61	1.19	1.34	0.15
5-15	SOC	1.42	54.10	52.69	4.66	4.87
	BD	0.47	1.54	1.08	1.38	0.14
15-30	SOC	1.12	42.91	41.79	3.68	3.84
	BD	0.38	1.56	1.19	1.38	0.15
30-60	SOC	1.00	38.18	37.18	3.28	3.43
	BD	0.48	1.54	1.07	1.39	0.14
60-100	SOC	0.41	15.59	15.19	1.34	1.40
	BD	0.49	1.58	1.10	1.42	0.14

表 4-2 基于 80 采样点位的土壤有机碳和土壤容重与环境变量之间的皮尔森指数分析

Table 4-2 Pearson correlation analysis between  $\ln(\text{SOC})$  and environmental variables based on 80 samples

深度	土壤有机碳					土壤容重				
	0-5	5-15	15-30	30-60	60-100	0-5	5-15	15-30	30-60	60-100
海拔	0.60**	0.61**	0.54**	0.42**	0.45**	-0.62**	-0.62**	-0.56**	-0.51**	-0.37**
坡度	0.68**	0.65**	0.45**	0.46**	0.39**	-0.68**	-0.63**	-0.49**	-0.38**	-0.58**
坡向	-0.53**	-0.47**	-0.41**	-0.36**	-0.31**	0.51**	0.54**	0.46**	0.42**	0.37**
平面曲率	0.25*	0.19*	0.11	0.08	0.04	-0.23*	-0.17*	-0.13	-0.07	-0.05
剖面曲率	-0.20*	-0.16*	0.07	-0.06	-0.12	0.21**	0.21*	0.09	0.04	0.03
比汇水面积	-0.65**	-0.61**	-0.36**	-0.28**	-0.25**	0.54**	0.48**	0.39**	0.32**	0.41**
年均温	-0.37**	-0.40**	-0.51**	-0.52**	-0.49**	0.37**	0.31**	0.12	0.24**	0.27**
年均降水量	0.50**	0.47**	0.31**	0.22**	0.28**	-0.47**	-0.39**	-0.26**	-0.29**	-0.42**
NDVI	0.26**	0.27**	0.33**	0.42**	0.40**	-0.31**	-0.28**	-0.08	-0.11	-0.15
Band 3	-0.47**	-0.46**	-0.34**	-0.26**	-0.22**	0.38**	0.34**	0.25**	0.20*	0.21**
Band 4	0.31**	0.27**	0.21*	0.16	0.11	-0.28**	-0.24**	-0.19*	-0.14	-0.09
Band 5	-0.28**	-0.23*	-0.16	-0.17	-0.13	0.24**	0.2*	0.14	0.14	0.11

## 4.2 取样策略、模型预测性能与不确定性分析

本研究，区域尺度和土壤有机碳空间变异性均较大，野外大批量密集性采样非常不切实际（Zhu et al, 2008; Yang et al, 2013）。此外，由于区域内复杂和恶劣的自然环境，部分设计好的采样点位，很难进行采集。因此，概率采样（Probability Sampling）和条件拉丁超立方采样（condition Latin Hypercube

Sampling, cLHS) 方法可能并不适合本研究区。本研究所采用的采样方法是以土壤-景观模型为基础的目的性采样方法, 该方法根据土壤属性与成土环境之间的对应关系, 假设相似环境下形成的土壤具有较高的相似性, 并在成土环境因素组合的典型位置布设采样点 (Zhu et al., 2008)。利用模糊 c 均值聚类方法对地形、气候、母质、生物等主要成土环境因素进行聚类。在聚类结果中, 每个点由一组模糊隶属度向量构成, 模糊隶属度值的高低代表了该点隶属于相应聚类组合的程度。对于每一类环境因素的组合类型, 模糊隶属度的高值区通常可以代表该组合类型的中心位置。根据环境因素组合中每个点的模糊隶属度值的大小, 确定每个点对应类别环境组合的代表性等级, 以及样点的可达性程度, 最终选取具有较高代表性的点作为设计样点。表 4-3 表明 BRT 模型对黑河流域中游地区不同层次土壤中的土壤有机碳和土壤容重具有较稳定的预测性能。BRT 模型在 1m 深的土体内从上到下, 分别可以解释 39%-65%和 45%-60%的土壤有机碳和容重的空间变化。这些结果表明, 本研究的采样策略可以捕获区域内大部分的土壤有机碳和土壤容重的空间变化, 也表明本研究的取样策略可以捕获区域内主要的“土壤-景观”关系模式。

表 4-3 增强回归树模型 100 次迭代预测土壤有机碳和土壤容重的平均预测性能  
Table 4-3. Average model performance to predict soil organic carbon content [ $\log(\text{SOC}), \text{g kg}^{-1}$ ] and bulk density ( $\text{g cm}^{-3}$ ) based on 100 operations of BRT model

指标	深度	标准差	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	LUCC
SOC	0-5	0.55	0.40	0.55	0.65	0.80
	5-15	0.56	0.42	0.56	0.59	0.75
	15-30	0.77	0.52	0.77	0.54	0.69
	30-60	1.09	0.80	1.09	0.50	0.65
	60-100	1.21	0.85	1.21	0.39	0.56
BD	0-5	0.14	0.11	0.14	0.60	0.85
	5-15	0.12	0.10	0.12	0.57	0.85
	15-30	0.17	0.13	0.17	0.54	0.79
	30-60	0.18	0.14	0.18	0.50	0.79
	60-100	0.22	0.16	0.22	0.45	0.72

为了模拟土壤有机碳和容重在黑河流域中游地区空间变异规律，BRT 模型的建立过程中共选取了 12 个环境变量。精度验证指标 MAE、RMSE、 $R^2$  和 LUCC 的计算基于 BRT 模型的 100 迭代和 10 折交叉验证方法。精度验证结果表明，BRT 模型在预测土壤有机碳和土壤容重上展现了卓越的预测性能，具有系统性较高的  $R^2$  和 LUCC、较低的 MAE 和 RMSE。与前人的研究相比，本研究 BRT 模型与样条函数相结合的方法其预测性能不次于前人的研究。例如：Adhikari et al (2014) 使用回归克里格与等面积样条函数相结合预测了丹麦的 0-5cm、5-15cm、15-30cm、30-60cm 和 60-100cm 土体中的土壤有机碳和容重含量，但是仅能解释其中 23%-43% 的空间变化。此外，本研究中 BRT 模型在 0-5cm 中可以解释高达 65% 和 60% 的土壤有机碳和容重空间变化特征，60-100 cm 土层中仅可以解释 39% 和 45% 的空间变化特征，这可能是由于辅助环境变量对土壤属性的解释能力随着土壤深度的增加而降低所致 (Adhikari et al, 2014)。本研究与前人研究相比，尽管研究区、环境条件、取样策略和验证方法不同，但本研究所建立的 BRT 模型的性能不次于前人的研究。例如：Martin et al (2011) 开发了一个 BRT 模型预测法国土壤中的土壤有机碳含量，但是仅可以解释其中 50%-58% 的空间变化。在马达加斯加中央高地地区，Razakamanarivo et al (2011) 利用 BRT 模型解释了区域内 61 - 68% 土壤有机碳空间变化。

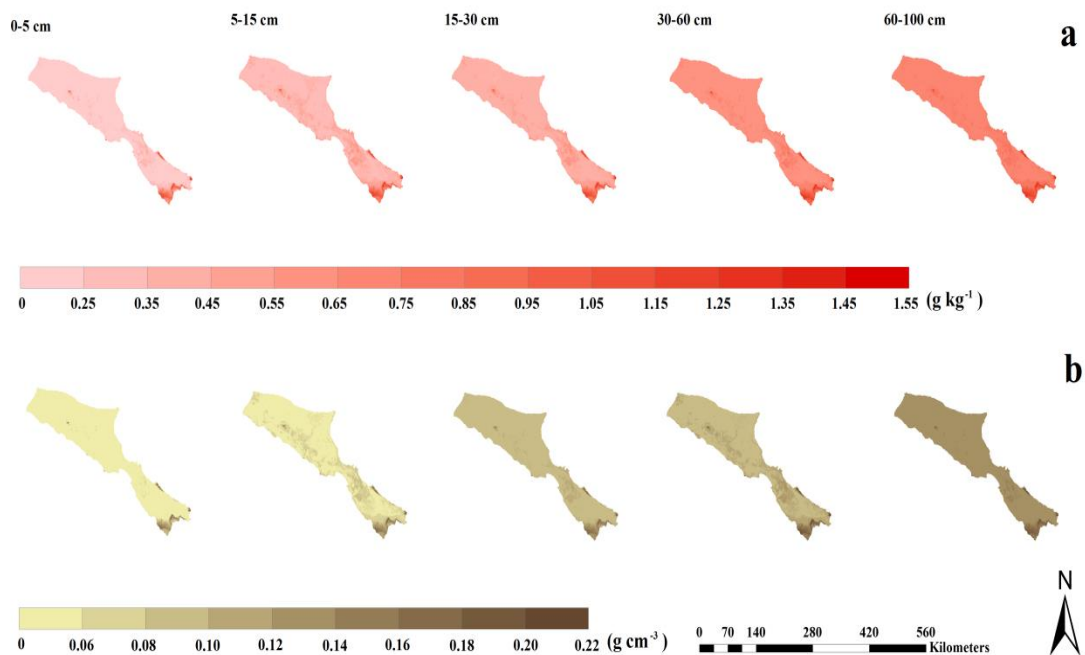


图 4-1 增强回归树模型迭代 100 次的土壤有机碳和容重平均标准差图：(a) 土壤有机碳标准差预测图；(b) 土壤容重标准差预测图；

Fig. 4-1 Standard deviation (SD) of SOC and BD predicted from 100 runs of the boosted regression trees (BRT) models: (a) SD of SOC predicted; (b) SD of BD predicted.

为了评估 BRT 模型的不确定性，本研究计算了 BRT 模型迭代 100 次的土壤有机碳和容重平均标准差图，发现 BRT 模型产生了较低的标准差。尽管 BRT 模型在土壤有机碳和容重预测可能存在不同的系统误差、随机误差和偶然误差 (Krishnan et al, 2007; Yang et al, 2016a)，但是较低的标准差预测值则表明 BRT 模型在预测土壤有机碳和容重含量上是稳定的。在 0-5cm 的土体内，模型迭代 100 次获得的土壤有机碳和容重预测标准差图中的均值和标准差分别为 0.16 和 0.17  $\text{g kg}^{-1}$ 、0.03 和 0.02  $\text{g cm}^{-3}$ 。值得注意的是，土壤有机碳和土壤容重所预测的 SD 值均低于所收集的样本集 (表 4-1)。因此，BRT 模型预测的土壤有机碳和土壤容重变异性小于实际观测值。结果表明，该模型能够克服模型的不确定性，并具有稳定的性能。表 4-3 的描述性统计也进一步表明，BRT 模型在土壤有机碳和容重的空间预测中是卓越的。

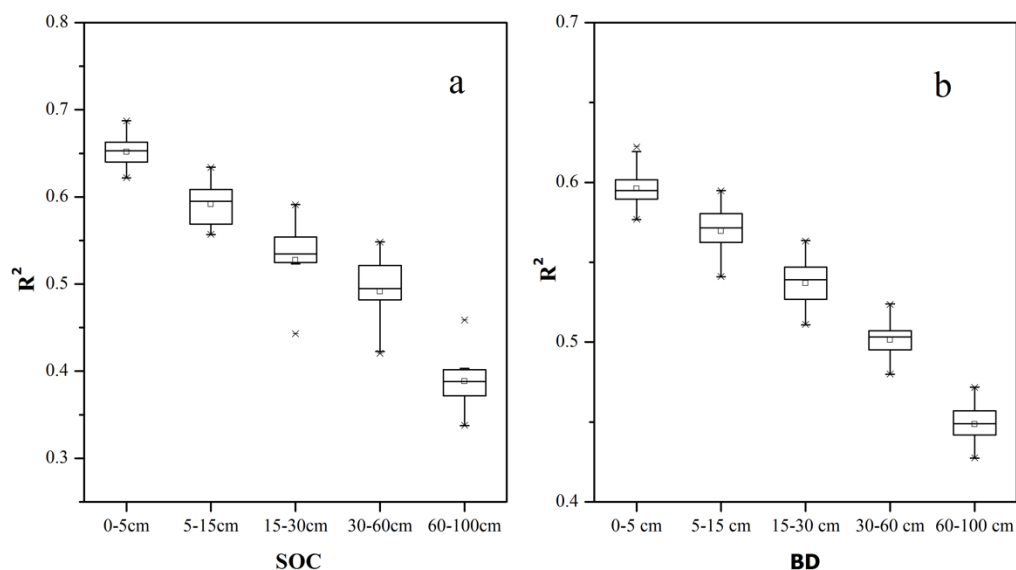


图 4-2 增强回归树模型在不同深度下 100 迭代预测土壤有机碳和容重的  $R^2$  分布图

Fig. 4-2  $R^2$  distributions from BRT in predicting SOC (a) and BD (b) concentrations at different depths based on 100 iterations

为了进一步描述 BRT 模型的不确定性，本研究将 BRT 模型在不同层次土壤有机碳和容重的 100 迭代运算获得的  $R^2$  分布情况在箱式图展示出来（图 4-2）。结果表明，土壤有机碳和土壤容重预测的不确定性随着深度的增加而增加，均值  $R^2$  范围从 0.39-0.65 和 0.45-0.60。较高的平均  $R^2$  值意味着通过 10 折交叉验证方法将所有数据均被有效的用于 BRT 模型的建立中。此外，科学的采样方法可以准确的预测复杂景观环境下的土壤有机碳和容重的空间分布情况（Wang et al, 2016）。BRT 模型除了在 60-100 cm 土层中对土壤有机碳和土壤容重的预测的  $R^2$  较低外，其它层次均较高。并且随着深度的增加，土壤有机碳和土壤容重的预测  $R^2$  值呈现类似线性下降的趋势，这可能与作用于模型中的主要环境因子为地形变量所引起的，这些变量仅能有效解释表层土壤的环境特征，而对深层的土壤的作用则随深度递增而减弱（Adhikari et al, 2014）。同时，由于研究区覆盖多种土壤类型、土地利用模式和植被类型，BRT 模型可能对土壤有机碳和土壤容重的含量估算上存在被高估或低估的情况，最终引起估计误差产生。此外，本研究仅

仅对 1m 深土体内的土壤有机碳进行了估算，因为土壤有机碳主要储存在 1m 深的土体内（Wang et al, 2016）。

### 4.3 环境因子重要性分析

将 BRT 模型迭代 100 次，并计算模型中每个环境因子的平均相对重要性，并将模型中的各环境变量的平均相对重要性规范化到 100%（图 4-3）。各个环境变量在预测土壤有机碳和容重的 BRT 模型中表现出不同的相对重要性。海拔、NDVI、年均降雨量和 Band 3 对黑河流域中游地区土壤有机碳和土壤容重的空间分布产生着较大的影响。土壤有机碳和土壤容重与地形因子表现为较高的相关性，并在模型的建立过程中分别表现为 43.32% 和 53.54% 的相对重要性。地形作为五大成土要素之一，它可以影响土壤的水热条件和土壤形成物质的分布（Jenny, 1941）。因此，土壤属性的空间变异性与地形要素之间存在着密切的关系（Charles et al, 2006; Yang et al, 2016b）。本研究表明，地形因子在预测土壤有机碳和容重上起着至关重要的作用（图 4-3）。在所有地形变量中，海拔扮演了最重要的角，这可能归因于海拔影响水热的重新分配从而影响凋落物的分解速率，导致土壤有机碳呈现周期性的变化，并间接对土壤容重产生影响（Tsui et al, 2004; Martin et al, 2014; Adhikari et al, 2014）。比汇水面积是指的是雨水流向同一山谷地面的受雨面积，通常用于小范围内的降雨的估算，也是预测土壤有机碳和容重的最常用变量之一（Adhikari et al, 2014; Yang et al, 2016a）。本研究中土壤有机碳和容重均与坡度呈显著正相关关系，在中国和西班牙也有类似的发现（Tsui et al, 2004; Wang et al, 2013; Hontoria et al, 1999; Yang et al, 2016b）。然而，Hall 却在 1983 年获得了与本研究相反的结论，其认为土壤有机碳和坡度为显著负相关的关系。本研究中，可以用不同的土地利用方式来对其获得合理的解释，黑河

流域中游地区作为我国西北地区主要商品粮基地，大量适耕地被开垦，最明显的表现为缓坡被大量开垦为耕地，而陡坡地区由于其利用较难则主要分布为草地和林地，随着土地被开垦为耕地并随着开垦年限的增加导致缓坡的耕地有着较低的土壤有机碳含量。

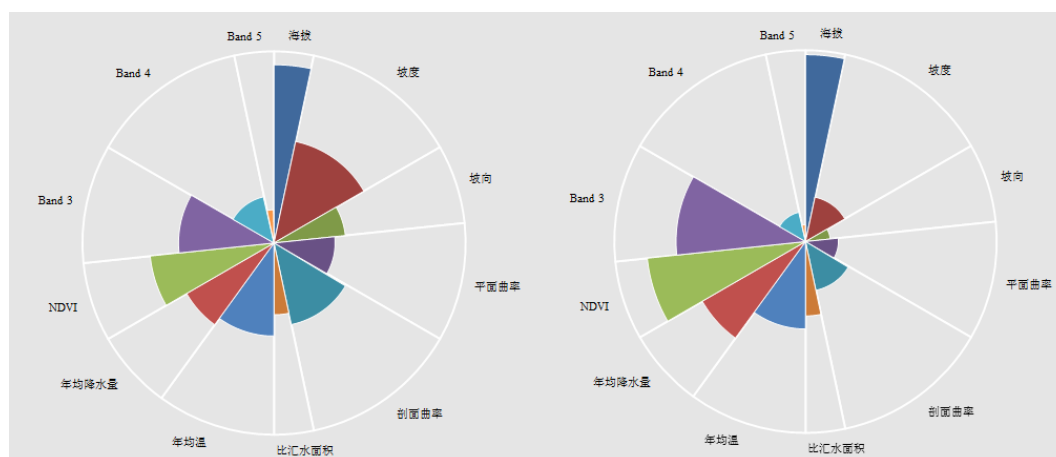


图 4-3 增强回归树模型 100 次迭代下各环境变量平均重要性分布图：a) 土壤有机碳预测中环境因子重要性分布图；b) 土壤容重预测中环境因子重要性分布图

Fig 4-3. Relative importance (RI) of each variable as determined from 100 runs of the boosted regression trees model, which are showed in a decreasing order and normalized to 100%. a) RI of soil organic carbon; b) RI of bulk density

NDVI 和 Band 3 是影响土壤有机碳的重要生物因子((Jobb ágy and Jackson, 2000; Wang et al, 2011; Yang et al, 2016a, 2016b)。Wang et al (2000) 认为 NDVI 是控制土壤有机碳变化的主要环境变量。Jobb ágy and Jackson (2000) 认为表层土壤有机碳的空间分布模式与 NDVI 高度相关。此外，NDVI 也可以反应植被生产力和生物量，在前人关于土壤有机碳的空间预测中被广泛使用 ((Bronson et al, 2004; Liu et al, 2012; Wang et al, 2013)。NDVI 作为遥感影像的派生物，揭示遥感技术在大尺度的土壤有机碳空间预测上具有潜在的应用价值。Band 3 是另一个重要指标被用于土壤有机碳的空间分布预测上((Martin et al, 2011; Wang et al, 2011)。然而，在本研究的 BRT 模型的建立过程中，Band 3 的环境因子相对重要性比 NDVI 要低得多，可以部分解释为 NDVI 可以表征植物

的生产力和生物量，其对土壤有机碳的含量的作用更加敏感。

降雨和温度是在大陆性季风气候环境下影响土壤有机碳空间和容重分布的关键气候变量 (Follett et al, 2012; Van Wambeke, 2000; Saiz et al, 2012)。本研究中，海拔对温度与降雨均有着显著的影响。在海拔和年均温之间，海拔与年均温呈现显著的负相关关系，对应的海拔与降雨呈现显著的正相关关系(表 4-2)。海拔与温度和降雨的显著相关关系，揭示海拔在预测土壤有机碳和容重的空间分布上是更加重要的环境变量，从而可以作为气候的替代变量并且扮演重要预测变量在黑河流域中游地区的土壤有机碳和容重的预测工作中 (Wang et al, 2012)。

#### 4.4 土壤有机碳和容重的深度分布

本研究，利用等面积样条深度分布函数与增强回归树模型共获得了 5 个层次的 90m 分辨率的土壤有机碳和容重的空间分布图。各层次中，最高的平均土壤有机碳含量在 0-5 cm 为  $5.36 \text{ g kg}^{-1}$ ，而容重则出现在 60-100 cm 为  $1.42 \text{ g cm}^{-3}$ 。预测的土壤有机碳含量随着土壤深度的递增而逐步减少，在 60-100 cm 达到最低水平，为  $1.34 \text{ g kg}^{-1}$ 。土壤容重的变化规律则与土壤有机碳相反。黑河流域中游地区北部和中部地区的土壤有机碳含量相比其他地区较低。在东部地区，特别是在东南地区，土壤中的土壤有机碳含量较高 (图 4-4)。就模型预测误差上：在水平方向上，模型预测误差从西到东对应增加；垂直方向上，则随着土壤深度的增加，模型预测误差对应着增加。本研究中，在 0-5 cm 土层内，土壤有机碳和容重的平均误差分别为  $0.16 \text{ g kg}^{-1}$  和  $0.03 \text{ g cm}^{-3}$ ，60-10 土层内则分别增加到了  $0.72 \text{ g kg}^{-1}$  和  $0.13 \text{ g cm}^{-3}$  (图 4-1)。



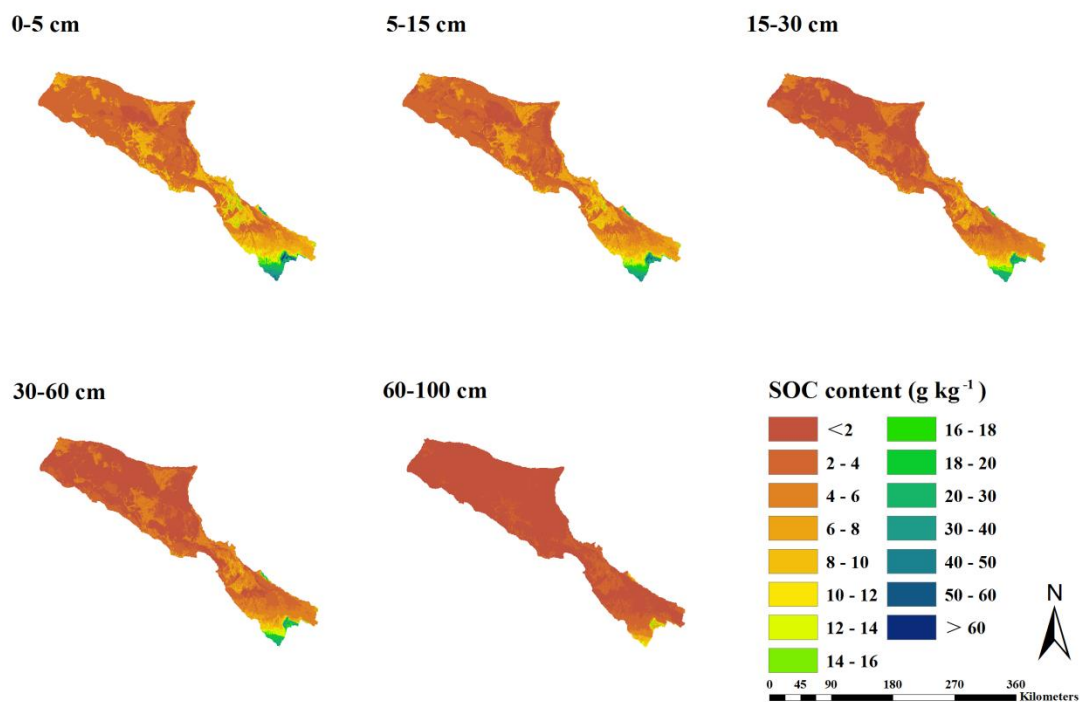


图 4-4 不同深度下土壤有机碳含量空间分布图

Fig. 4-4 Spatial distribution of predicted soil organic carbon contents at different depths

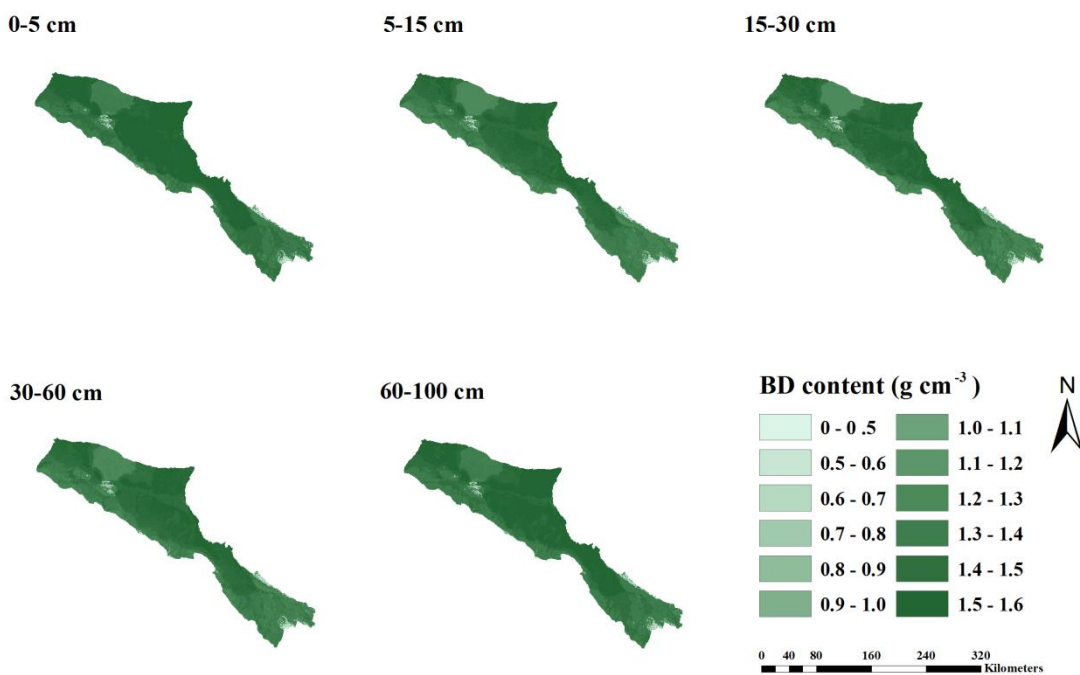


图 4-5 不同深度下容重空间分布图

Fig. 4-5 Spatial distribution of predicted soil bulk density at different depths

土壤有机碳和容重展现了相反的空间分布格局（图 4-4 和图 4-5），土壤有机碳高的区域内往往有着较低容重含量。土壤有机碳的空间分布格局与地形变量强

烈相关，尤其是海拔变量。图 4-5 为沿着东经 100° 的 1 m 深土体内的土壤有机碳垂直分布格局。与预期一样，土壤有机碳主要分布在表层土壤中，并随着深度的增加而减少。此外，在山区，土壤有机碳呈现出明显的不连续特点。海拔对土壤有机碳有着显著影响，在前人的研究获得了验证 (Powers and Schlesinger, 2002; Tsui et al, 2004; Tian et al, 2007; Podwojewski et al, 2011; Wang et al, 2011)。Tsui et al (2013) 在其研究中指出了土壤有机碳含量随着海拔升高而显著增加。不同的海拔梯度主要通过影响降雨和温度而间接控制影响土壤碳输入和损失从而对土壤有机碳含量产生影响 (Charles et al, 2006; Wang et al, 2011)。

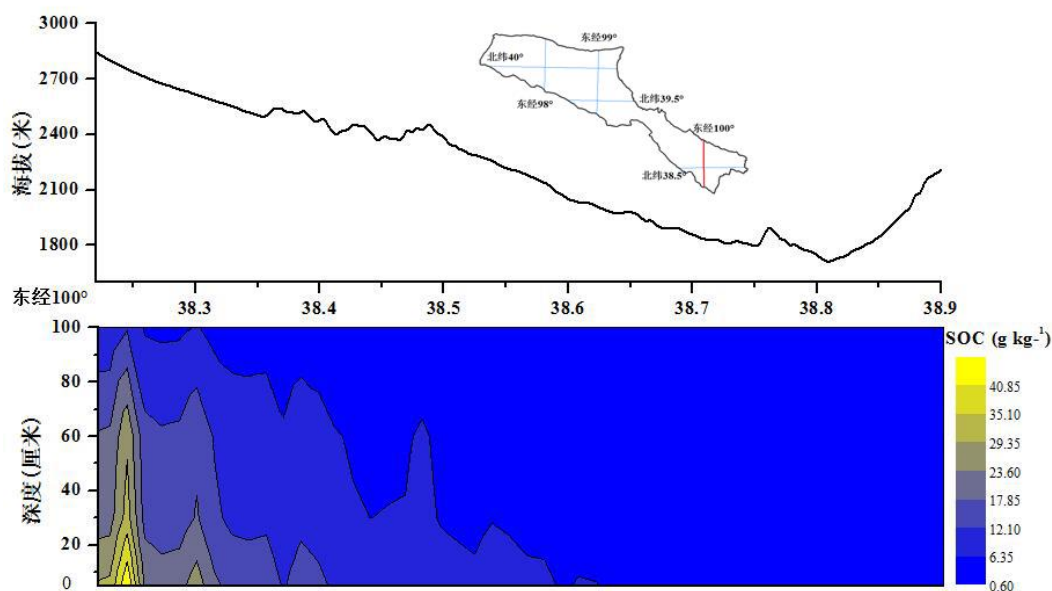


图 4-6 土壤有机碳含量沿着东经 100° 在 1m 土体内的垂直分布图

Fig. 4-6 Vertical distribution of soil organic carbon content at the top 1 m depth along longitude 100°E

#### 4.5 土壤有机碳储量的空间预测

本研究中，模拟了黑河流域中游地区 0-30 cm 和 0-100 cm 两个深度下的土壤有机碳储量空间分布图 (图 4-7)。在 0-30cm 和 0-100cm 下土壤有机碳储量的平均有机碳密度分别为 1.78 和 3.89 kg m<sup>-2</sup>。在 1m 深土体内，研究区北部大部分地区的平均有机碳密度小于 3 kg m<sup>-2</sup>，对应着东南部地区平均有机碳密度大于 3

$\text{kg m}^{-2}$ 。表 4-4 绘制了不同土壤利用类型 0-30 cm 和 0-100 cm 深度下土壤有机碳储量。黑河流域中游地区主要土壤类型为漠土、初育土、人为土、干旱土和盐碱土, 占总面积的 87.7%, 分别占 0-30cm 和 0-100cm 土体内总有机碳储量的 74.7% (39.58Tg) 和 74.6% (67.64Tg)。此外, 在本研究所有类型的土壤中, 超过 58% 的土壤有机碳储存在 0-30cm 土体内。这一结论与 Liu et al (2012) 的结论相似, 在他的研究中 43% 的土壤有机碳储存在 0-30cm 的土体内。此外, Adhikari et al (2014) 分别了预测丹麦 0-30cm 和 0-100cm 的两个层次内的土壤有机碳储量, 对比发现约有 59% 的土壤有机碳储存在 0-30cm 的土体内。这些研究均与本研究相似。

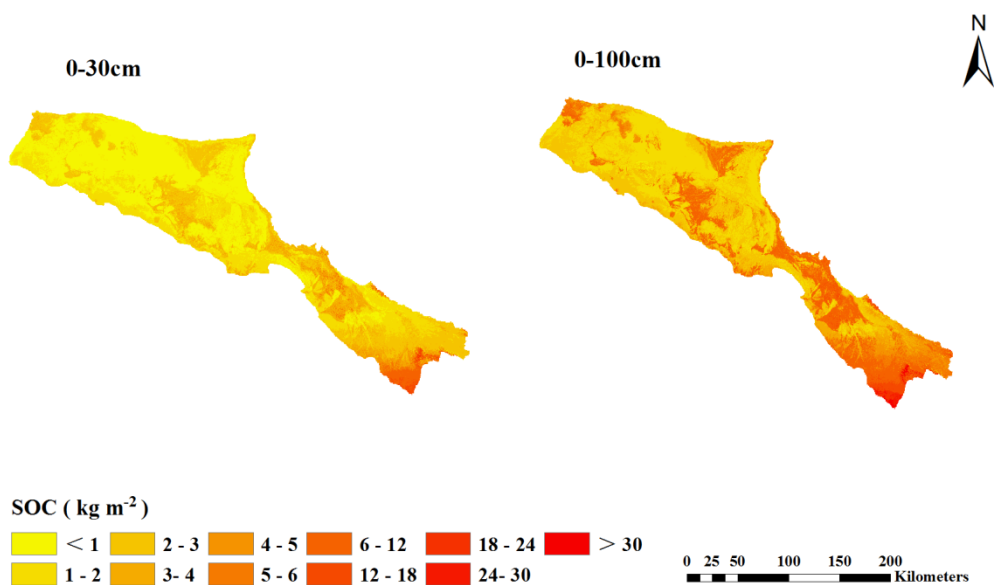


图 4-7 土体深度 0-30 厘米和 0-100 厘米下的土壤有机碳储量分布图

Fig. 4-7 Spatial distribution of soil organic carbon stocks (SOC) at 0–30 and 0–100 cm

黑河流域中游地区 1m 深土体内土壤有机碳总量为 90.59Tg, 约有 58% 土壤有机碳储存在 0-30cm 的土体内。森林土壤中含有的平均有机碳密度最高, 0-30 和 0-100cm 土壤有机碳密度分别为 3.33 和 5.70 $\text{kg m}^{-2}$ 。耕地土壤在 0-30cm 和 0-100cm 土体内含有的土壤有机碳储量最高, 分别为 17.18Tg 和 29.36Tg, 占总

有机碳储量的 32.4% 和 31.4%。在黑河流域中游地区分布最广的为戈壁，其总面积约为 9456.63 km<sup>2</sup>，约占研究区总面积的 31%，但其土壤有机碳储量仅占 0-30cm 土体内的 21.4%。此外，研究区内 0-30cm 土体内土壤有机碳储量主要储存在耕地、戈壁、低海拔草地和中海拔草地中，约占总储量的 84%。

表 4-4 不同土壤类型下土壤有机碳储量汇总表  
Table 4-4 Summary of soil organic carbon stock under different soil types

土壤类型	面积(km <sup>2</sup> )	平均有机碳密度 (kg m <sup>-2</sup> )		有机碳储量 (Tg)	
		0-30	0-100	0-30	0-100
半淋溶土	93.93	3.09	5.54	0.29	0.52
半水成土	1404.43	2.13	3.62	2.99	5.08
初育土	5478.76	0.98	1.67	5.35	9.16
钙层土	2031.86	4.04	6.91	8.21	14.05
干旱土	2655.44	2.14	3.66	5.67	9.72
高山土	195.57	9.31	16.11	1.82	3.15
漠土	12417.04	1.22	2.09	15.15	25.89
人为土	3718.74	2.49	4.24	9.25	15.78
水成土	48.32	1.86	3.1	0.09	0.15
盐碱土	2644.85	1.57	2.68	4.16	7.09
合计	30688.94	-	-	52.98	90.59

表 4-5 不同土地利用类型下土壤有机碳储量统计表  
Table 4-5 Summary of soil organic carbon stock under different land use types

土地利用类型	面积(km <sup>2</sup> )	平均有机碳密度 (kg m <sup>-2</sup> )		有机碳储量 (Tg)	
		0-30	0-100	0-30	0-100
森林	372.16	3.33	5.7	1.24	2.12
耕地	5281.77	3.25	5.56	17.18	29.36
低海拔草地	7559.32	1.2	2.04	9.05	15.4
中海拔草地	2438.01	2.81	4.81	6.86	11.72
高海拔草地	1284.86	2.68	4.58	3.44	5.89
沙漠	4296.19	0.89	1.52	3.83	6.52
戈壁	9456.63	1.2	2.07	11.38	19.58
合计	30688.94	-	-	52.98	90.59

## 4.6 小结

本研究运用增强回归树模型对黑河流域中游地区不同层次的土壤有机碳储

量进行空间预测制图。结果表明,增强回归树模型与等面积样条深度函数相结合,并且利用较少的剖面点位数据和多个环境变量相结合可以获得较好的预测结果。影响土壤有机碳空间分布的主要环境变量为海拔、NDVI、降雨和 Band 3。与此同时,对上层的模型预测性能明显优于下层,并且随着深度的增加,模型的不确定性显著的增强。

在黑河流域中游地区,几乎 74.7%的土壤有机碳储存在漠土、初育土、人为土、干旱土和盐碱土的土壤中。耕地、戈壁、低海拔草地和中海拔草地大约储存 84%的土壤有机碳储量在 0-30cm 深的土体内。这些指标对区域内土壤利用政策产生一定的影响,特别是采用合理的土地利用方式可以有效增加碳沉降和封存以减缓全球变暖。农业种植的土壤中,0-30cm 和 0-100cm 深的土体内分别含有 17.48Tg 和 29.36Tg 的土壤有机碳储量,这可能是作为西北地区重要商品粮基地,长期施用化肥所引起的富集作用所导致的。此外,本研究提供一个实例运用全球数字土壤制图技术预测区域土壤有机碳储量。本方法可以尝试用于全球其他区域土壤有机碳储量预测的研究中。

## 第五章 黑河流域中游地区表层土壤饱和导水率预测

### 5.1 方法概述

土壤的形成与发育是气候、地形、母质、生物和时间等成土要素交互作用的结果，因此，土壤与成土要素之间存在着某些内在联系。Hudson（1992）认为在各个“土壤-景观”单元中，其土壤类型等土壤属性是成土环境要素综合作用并以特定的方式所决定的，并指出相同的“土壤-景观”单元下土壤类型相同。基于这一理论，通过挖掘土壤属性与成土环境要素之间的内在关系，为运用环境要素推导土壤属性的空间分布特征提供可能。此外，Zhu et al（2008）等也指出成土环境要素对土壤属性的空间分布具有指示作用。因此，可以假设相似的成土环境条件下具有相似的土壤属性特征。在此基础上，可以将复杂环境的研究区划分为几个具有相似成土环境的景观单元，各个单元内，其土壤属性具有相似的空间分布规律。景观单元内可以通过已知采样点属性值并依据环境相似度量方法对未知点位的土壤属性值进行表征和量化。运用环境相似度量模型对土壤饱和导水率制图过程如下：

（1）划分景观单元。在成土环境数据集中筛选出引起区域内土壤饱和导水率主要环境要素，本研究共筛选出 4 个主要环境要素：归一化植被指数、海拔、年均降雨量和年均温，采用高斯混合模型的聚类算法将研究区划分为多个成土环境相似的景观单元；

（2）求取未知点和采样点之间成土环境相似度。各景观单元中，运用马氏距离算法计算每个未知点和采样点的成土环境相似度，除了第一步所选取的 4 个主要环境变量之外，还添加了两个表征局部土壤饱和导水率空间分布特征的环境变量：坡向和坡度；

(3) 土壤饱和导水率的空间预测。各个景观单元中，随机选取总样本的 80% 采样点位作为建模点，利用线性加权平均方法求取采样点和未知点之间的环境相似度，公式如下：

$$K_n = \sum_{i=1}^m S_{in} \square K^i / \sum_{i=1}^m S_{in} \quad (5-1)$$

式中， $K_n$  表示采样点  $n$  的土壤饱和导水率， $K^i$  为第  $i$  个已知点的土壤饱和导水率。

(4) 精度验证。各个景观单元中，利用剩余的 20% 样点作为独立验证集对模型精度进行验证。

## 5.2 黑河流域中游地区的气候-植被景观模型

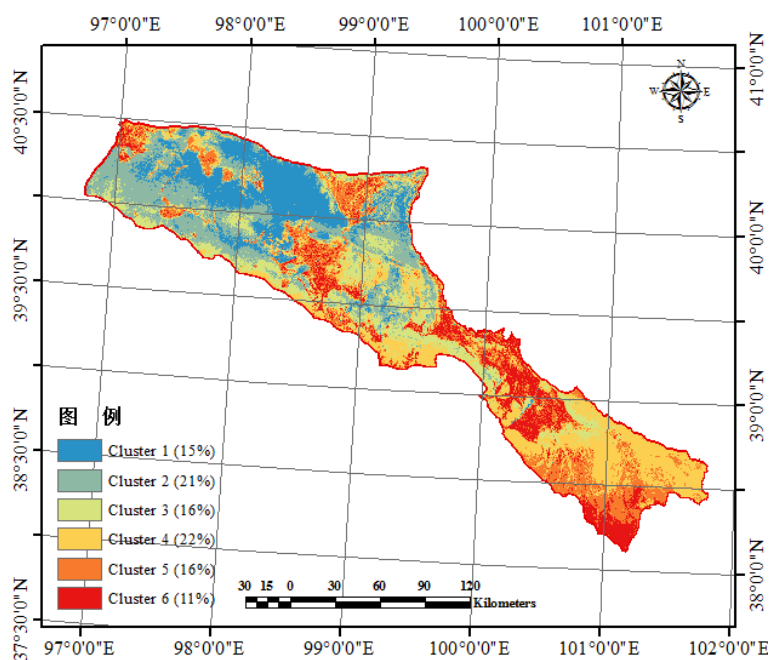


图 5-1 黑河流域中游地区气候-植被景观分布图

Fig. 5-1 Map of climate-vegetation landscapes in the middle reaches of the Heihe River Basin

利用高斯混合模型的聚类方法对在黑河流域中游地区影响最主要的 4 个环境变量（年均温、年均降雨量、海拔和归一化植被指数）进行聚类，最终共获得

6 个气候-植被景观类型 (BIC, -6454165.3) (图 5-1)。从图中可以发现, 6 类景观单元空间格局分布明显: 景观 1 主要分布在研究区的西北部地区; 景观 2 主要分布在研究区的西南部和中部的荒漠地区; 景观 3 主要分布在中部地区; 景观 4 主要分布主要分布在东北部; 景观 5 主要分布在低山丘陵区; 景观 6 分布在东南和中部地区。从分布面积上看, 面积最大的景观类型为景观 2 和景观 4, 分别占黑河流域中游地区总面积的 21% 和 22%, 其次是景观 3 (16%)、景观 5 (16%)、景观 1 (15%) 和景观 6 (11%)。

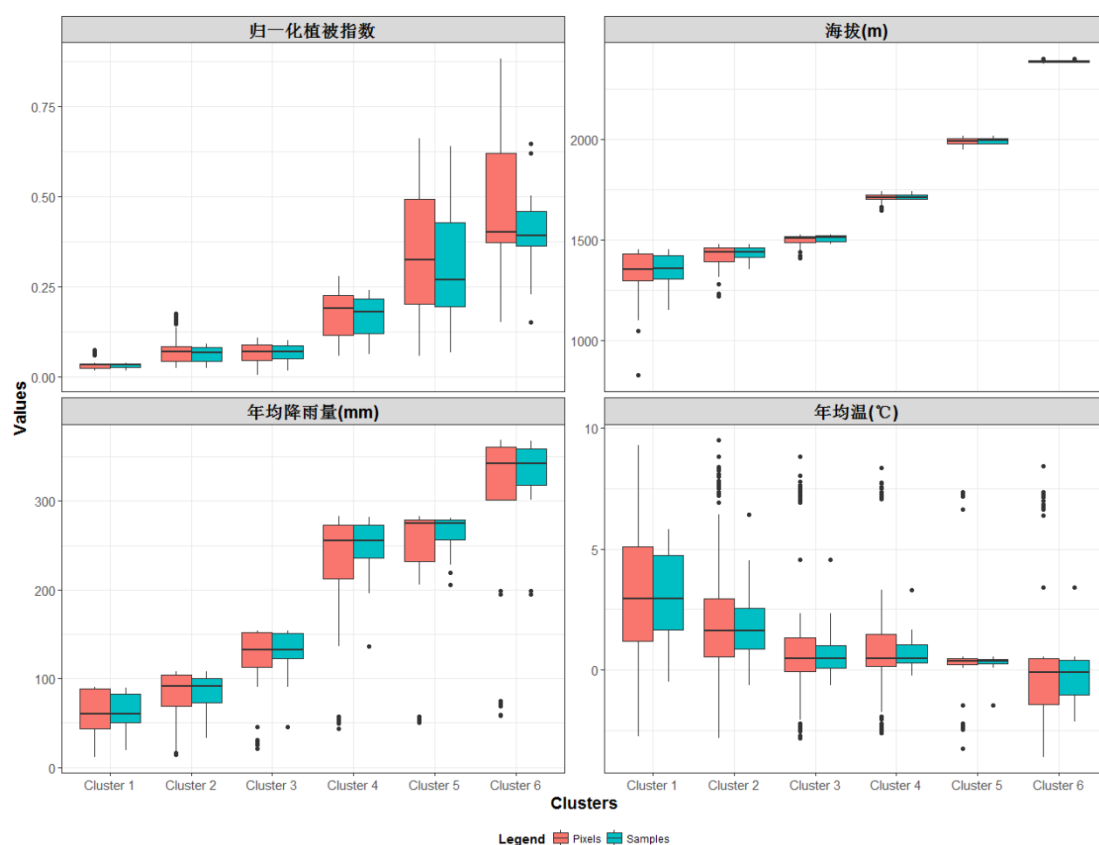


图 5-2 气候-植被景观的主要环境特征箱图

Fig. 5-2 Boxplots of main environmental features related to climate-vegetation landscapes

图 5-2 所划分的 6 个植被-气候景观单元之内的 4 个主要环境变量 (海拔、年均降雨量、年均温和归一化植被指数) 的栅格特征与采样点位的统计特征。图中可以发现, 采样点位的统计特征与 4 个环境变量栅格点的特征相似, 表明所采



集的样品可以较好的对研究区的主要环境变量的进行描述。各景观单元中,各环境变量的特征值存在一定的差异。景观 1 的平均归一化植被指数接近 0、平均海拔最低 (1421 m)、年均降雨量最低 (58 mm)、年均温最高 (4.3℃), 景观类型为荒漠。与景观 1 相比, 景观 2 虽然海拔也较低, 但是其归一化植被指数更大, 表明植被覆盖相对较好, 且年均降雨量更大, 因此景观类型为荒漠草原。景观 6 分布的归一化植被指数最高 (0.37), 海拔最高 (2380 m), 且年均降雨量最大 (332 mm), 景观类型为高山草甸。景观 3、景观 4 和景观 5 主要分布在研究区中部地区, 但是年均降雨量、年均温和归一化植被指数均差异较大。

利用公式 (5-1) 模拟了采样点的土壤饱和导水率, 表 5-1 为模拟的饱和导水率均值统计信息表。从统计信息的数值上可以发现, 各个景观内土壤饱和导水率的预测值的均值差异较明显。景观 6 中的 SHC 的值最高 (73.86 mm h<sup>-1</sup>), 其次为景观 5 (69.78 mm h<sup>-1</sup>), 景观 4 (42.19 mm h<sup>-1</sup>), 景观 3 (35.06 mm h<sup>-1</sup>), 景观 2 (22.26 mm h<sup>-1</sup>), 景观 1 (8.80 mm h<sup>-1</sup>)。

表 5-1 气候-植被景观内土壤饱和导水率的模拟值及其预测值的均值统计表  
Table 5-1 Mean of fitted and predicted parameters of step-wise exponential function related to climate-vegetation landscapes

类别 Clusters	土壤饱和导水率 (SHC)		
	实测值 Observed (mm h <sup>-1</sup> )	预测值 Predicted (mm h <sup>-1</sup> )	相对差异 RD (%)
1	8.76	8.80	0.46
2	23.07	22.26	-3.51
3	36.41	35.06	-3.71
4	43.75	42.19	-3.57
5	71.74	69.78	-2.73
6	76.44	73.86	-3.38

### 5.3 土壤饱和导水率预测与精度评价

由于研究区的尺度和土壤饱和导水率空间变异性较大, 因此大量采样用于表

征区域内土壤饱和导水率的实际情况并不现实(Zhu et al, 2008; Yang et al, 2016a)。并且很多预先设计好的采样点位, 由于区域内复杂的环境条件并不能收集到。因此, 本研究运用 Zhu et al (2008) 目的性采样方法, 即每个景观单元内采集 7-8 个典型样点用于对区域内土壤饱和导水率的空间分布特征进行描述。在所划分的 6 个景观单元中, 随机抽取 80% 样点作为训练集, 剩余的 20% 样点用于对模型的性能进行验证。利用马氏距离计算景观内未知点与已知点采样点位之间的环境相似度 (公式 (3-16) 到公式 (3-20))。在计算过程中, 除了选取用于划分“气候-植被”景观单元的四个环境变量之外, 两个局部环境变量 (坡向和坡度) 也被选取用于计算成土要素环境相似度。基于所求取的环境相似度矩阵, 利用公式 (5-1) 预测区域内土壤饱和导水率, 预测结果统计如表 5-1 所示。从结果中可以看出, 6 个景观内表层 (0-20 cm) 土壤饱和导水率的均值与采样值较为接近, 相对差异最大的为景观 3 (3.57%)。此外, 从差异程度上来看, 模型在采样点位表现出高估的现象, 只是在景观 1 中, 存在着低估的情况 (0.46%)。

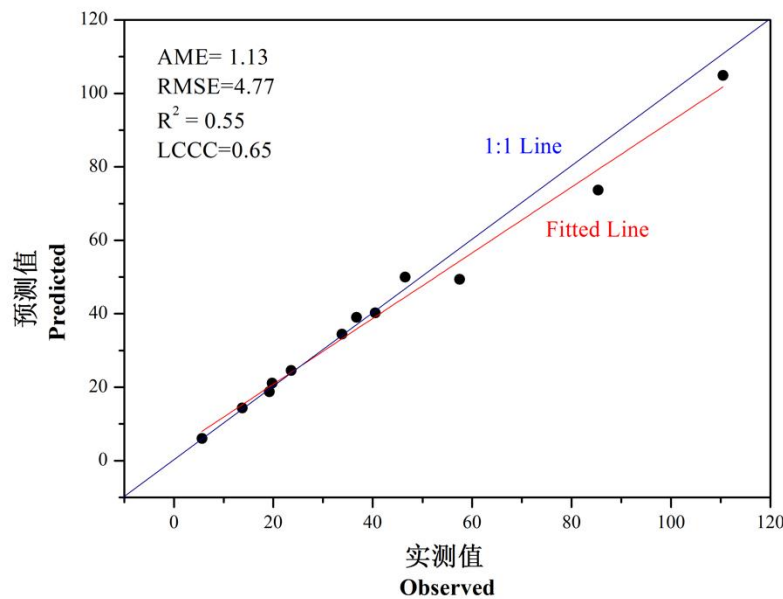


图 5-3 独立验证样点的土壤有机碳含量测定值与其预测值之间的散点图

Fig. 5-3 Scatter plot between observed saturated hydraulic conductivity (SHC) ( $\text{mm h}^{-1}$ ) and its predicted values based on independent validation samples

最后,利用剩余的 20%作为独立验证集对土壤饱和导水率的预测结果进行检验。土壤饱和导水率的总计预测精度如图 5-3 所示, MAE、RMSE、 $R^2$  和 LUCC 分为  $1.13 \text{ mm h}^{-1}$ 、 $4.77 \text{ mm h}^{-1}$ 、0.55 和 0.65。精度计算结果表明,模型对区域内土壤饱和导水率存在着高估的情况,但是总体精度较好。

为了探讨各个景观在预测土壤饱和导水率的差异,依据景观类型对模型的预测精度进行了统计,如表 5-2 所示。结果表明,各个景观内,预测精度不一、差异明显。其中,MAE 在景观 1 和景观 3 中分别取得了最小值和最大值,分别为  $0.31$  和  $2.28 \text{ mm h}^{-1}$ 。除景观 2 和景观 3 的  $R^2$  低于 0.5 之外,其余景观的  $R^2$  都较高。LUCC 除了景观 3 低于 0.6,其余景观值均较高,说明在 6 个景观单元内,预测值与实测值的吻合度均较高。

表 5-2 气候-植被景观内土壤饱和导水率 ( $\text{mm h}^{-1}$ ) 预测的独立精度验证统计表  
Table 5-2 Summary of independent validation indices on Saturated Hydraulic Conductivity (SHC,  $\text{mm h}^{-1}$ ) content grouped by climate-vegetation landscapes

景观	MAE	RMSE	$R^2$	LUCC
1	0.31	3.14	0.59	0.74
2	1.81	5.56	0.46	0.60
3	2.28	6.13	0.47	0.53
4	0.58	4.46	0.51	0.61
5	1.44	5.53	0.60	0.69
6	0.34	3.82	0.64	0.75

表层土壤饱和导水率 (0-20cm) 水平空间 (90m×90m) 分布图,如图 5-2 所示。研究区内土壤饱和导水率的空间分布规律与“气候-植被”景观空间分布格局较相似(如图 5-1)。区域内,东南部和中部的土壤饱和导水率最高,主要以景观 5 和景观 6 为主。景观 1 的土壤饱和导水率最低,因为该区域主要以荒漠景观为主,以岩漠、砾漠、沙漠和泥漠为主。总体上,研究区西北部地区的土壤饱和导水率相对较低,由于这些区域内年均温较高,且年均降雨量较少,植被的覆盖

程度较低。

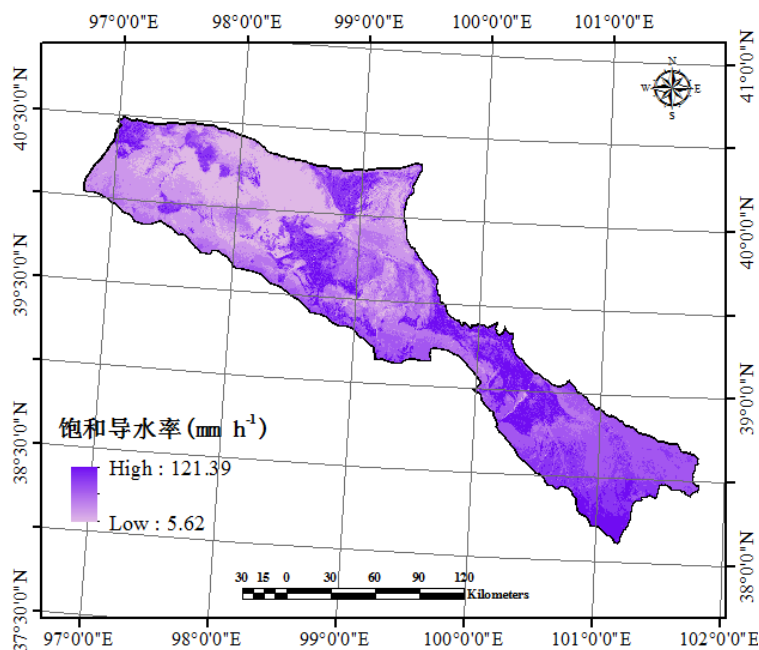


图 5-4 土壤饱和导水率在 20cm 土体内的空间分布图

Fig. 5-4 Spatial distribution map of saturated hydraulic conductivity (SHC) within the upper 20cm depth

在空间上, 预测得到的土壤饱和导水率的空间分布表现为不连续的特征。土壤饱和导水率差异明显部位发生在景观交界位置。究其主要原因是景观的划分造成了不同景观边界的突变, 造成景观单元的明显分割从而导致土壤饱和导水率在空间上的不连续, 并引起一些不合理的预测结果产生。另一个原因, 可能由于过渡地带的分辨率小于像元的分辨率, 而引起景观单元之间过渡明显。因此, 景观单元之间的平滑过渡问题是本研究以后的工作的重点所在。

## 5.4 制图方法评价

本研究基于土壤发生学知识定义“气候-植被”景观单元, 并在此基础上计算未知点与已知点之间的环境相识度, 使得景观内土壤饱和导水率的空间分布特征得以表征。土壤发生学是将土壤属性的分布特征与景观环境特点合理联系起来的关键知识。土壤属性的分布特征是经过一系列复杂的成土过程所形成的, 而这些

成土过程是依赖与各种成土环境要素之间的相互作用所形成的,例如:气候要素、地形要素、母质要素、时间要素和生物要素等(Jenny, 1941)。成土环境要素的相互作用决定着区域内土壤属性的性状。同样的,土壤属性的类型和数值的大小也可以表征区域内的环境状况。

此外,在田间尺度下土壤饱和导水率的大小主要是由土壤的质地和容重等理化性质所决定的,然而在大尺度下,其大小则更多的是由气候和地形等环境变量所决定。关于饱和导水率的空间变异性研究,前人已经做了大量的研究,包括从田间尺度到区域尺度的研究(例如, Vandevivere and Baveye, 1992; Jarvis and Messing, 1995; Rawls et al, 1998; Papanicolaou et al, 2015; Rezaei et al, 2016)。这些研究表明,在大尺度下土壤饱和导水率的空间变异性主要受气候、地形和生物要素共同所决定的。本研究中,结合前人的研究理论,选取年均降雨量、年均温、海拔和归一化植被指数作为表征影响黑河流域中游地区土壤饱和导水率的主要环境要素。其中降雨和归一化植被指数是影响大尺度区域内土壤饱和导水率的空间变异规律的两个主要环境要素(Jorda et al, 2015; Fu et al, 2015)。此外, Morbidelli et al (2006)认为饱和导水率与气候要素之间的关系往往也可以通过饱和导水率与植被覆盖度之间的关系来表征。究其原因是,植被覆盖度通常对土壤容重、质地、孔隙分布以及有机碳含量等产生影响,并影响这些土壤属性的空间变异程度,而这些属性中孔隙分布特征对土壤饱和导水率的影响最大。Quinton and Hess (2002)对西班牙东北部两块植被覆盖度不同的表层土壤饱和导水率研究发现,认为植被覆盖程度是影响土壤饱和导水率的水平方向变化的主要环境要素。此外,在地形起伏变化较大的区域内,海拔因素可以作为解释土壤饱和导水率空间变化的主要环境因素(Bruneau et al, 1995; Saulnier et al., 1997; Chapuis,

2012)。本研究运用年均降雨量、年均温、海拔和归一化植被指数要素所形成的 6 个“气候-植被”单元结合环境相识度度量模型成功的预测了区域内的土壤饱和导水率的水平分布规律。结果表明,在黑河流域中游地区,所选取的环境要素可较好的描述区域内的土壤饱和导水率的空间分布特征。

在尺度较大的区域内,区域内巨大的环境差异往往不利于准确的描述土壤属性信息的空间分布特征 (Sobieraj et al., 2004)。因此,通过将研究区划分为多个“气候-植被”景观单元之后模拟不同景观单元的土壤饱和导水率的空间分布状况。许多研究学者利用数据分割方法描述土壤有机碳与环境要素之间的特定关系 (Mulder et al, 2016),但是还没有运用到对土壤饱和导水率的空间特征预测。利用高斯混合模型的聚类方法,将黑河流域中游地区划分为 6 个环境条件相似的景观单元。模型出的景观单元与土壤饱和导水率的空间分布特征有着密切的联系。这些研究表明,在大尺度下基于聚类模型可以有效提高对土壤属性的识别。这与 Mulder et al (2016) 研究相似,其运用聚类的方法将法国划分为 10 个“气候-植被”景观单元,并对土壤有机碳的含量进行预测。因此,可以将大尺度的复杂环境的地区进行景观划分,可以更好的掌握区域内土壤属性的影响因素。

基于马氏距离的环境相似度度量模型,以景观内的已知的采样点位作为训练集,分析景观内未知点位与已知点位的环境相似性。在此基础上,结合线性加权平均方法预测景观内的土壤饱和导水率,并使获得的结果符合景观的环境特征。土壤饱和导水率的空间分布预测结果表明,景观内其预测值与实测值的一致性较高(如表 5-1 所示)。更进一步表明,简单结构的线性加权平均模型具有较好的预测能力 (Xiang et al, 2008; Zhu et al, 2008)。

基于独立验证集的精度验证结果表明,本研究对土壤饱和导水率的预测精度

较高(表 2 与图 3)。模型在不同景观内其预测性能差异较大,尤其是景观 2 与 3,其预测精度远远低于总体预测精度(表 2 与图 3)。景观 5 与 6 都具有较高的土壤饱和导水率,但是景观 6 的预测精度较高。这可能是由于景观 5 的建模点少于景观 6 所致,景观 6 的采样点数为 8,而景观 5 的采样点仅为 6,较少的采样点位可能导致对景观内土壤饱和导水率的解释能力有限所致,因此导致模型的预测性能较低。因此,在下一步的工作中,本研究将增加采样点位,以获得更多的采样数据,使模型精度更高,以便更真实反映研究区内土壤饱和导水率的真实情况。

## 5.5 小结

本研究基于高斯混合聚类模型和马氏距离的环境相似度量模型预测了我 国黑河流域中游地区的 0-20cm 的土壤饱和导水率的二维分布图。研究区被划分为 6 个“气候-植被”景观单元,各个景观单元内部成土环境条件相似,土壤饱和导水率具有相似分布特征。独立验证结果表明,模型总体验证精度较高,精度评价指标 MAE、RMSE、 $R^2$  和 LUCC 分别为  $1.13 \text{ mm h}^{-1}$ 、 $4.77 \text{ mm h}^{-1}$ 、0.55 和 0.65。不同景观内,其预测精度差异明显,并且与景观格局相类似。因此,结合环境相似度量模型可以较真实和准确的预测土壤饱和导水率的空间变异规律。

## 第六章 土壤田间持水量空间分布特征与三维预测制图研究

### 6.1 建立土壤田间持水量的深度分布函数

土壤属性深度分布模拟的关键在于深度分布函数是否可以准确的描述土壤属性的深度分布特征 (Jobb gy and Jackson, 2001)。而深度分布函数对土壤属性的深度分布特征通常是通过两个方面进行表征: 模拟的精度和结果的真实性。深度函数的模拟精度是指模型的模拟值与土壤属性值之间的数值吻合程度; 而结果的真实性则是指深度函数所模拟的土壤属性所表现的随深度的变化特征与实际的吻合程度 (Kempen et al, 2011)。因此, 兼顾准确性和真实性的深度分布函数是表征土壤属性随深度分布特征的基础。

针对土壤属性深度分布特征的研究, 前人已经进行了大量的研究工作并建立了不同的深度分布函数 (Meersmans et al, 2009; Mendonca-Santos, 2014; Wang et al, 2016)。这些研究中, 大部分的研究集中在土壤有机碳的深度分布函数的研究, 而土壤田间持水量的深度分布函数的相关研究还是鲜有报道。前人大量研究表明, 土壤有机碳基本上呈现随着深度的递增而逐步减少的趋势, 因此, 指数函数可以较好的模拟土壤有机碳的深度分布特征。然而, 相比土壤有机碳单调递减的分布模型相比, 土壤田间持水量深度分布特征表现为更加复杂的分布模式。因为, 影响土壤有机碳和田间持水量的深度分布特征的环境要素并不相同, 而不同的环境要素则导致土壤有机碳和田间持水量形成过程的差异。例如, 气候和植被因子决定了输入土壤中有机物质的多少, 从而引起土壤中有机碳深度分布的差异 (Minasny et al, 2006; Martin et al, 2014), 而田间持水量的深度分布特征主要受土壤的容重和质地的影响 (张玉龙等, 1996; 高肖彦等, 2016; 邹刚华等, 2016; Hong et al, 2013)。因此, 土壤田间持水量的深度函数的建立需要综合考



考虑田间持水量的形成过程及数学模型的实用性。

本文分析前人运用指数函数模拟土壤有机碳的深度分布基础上,探讨指数函数在模拟土壤田间持水量深度分布特征的应用前景和建立适用于黑河流域中游地区土壤田间持水量的深度分布特征。为此,基于所采集的 80 个土壤剖面点数据分析黑河流域中游地区的土壤田间持水量的分布模式,在此基础上将研究区内的土壤田间持水量划分为三种分布模式,如图 6-1 图所示:类型 a, 随深度递减型; 类型 b, 随深度递增型; 类型 c, 随深度先递减再递增型。前人的研究表明,在 1 m 深的土体中土壤田间持水量通常表现为:随着深度的增加而逐步减小的趋势(邹文秀等, 2013; 邹刚华等, 2016; Malone et al, 2009; Hong et al, 2013; Padarian et al, 2014)。例如,本研究区中的类型 a (图 6-1)。此外,随着深度增加(类型 b, 图 6-1)和在某一特定层次减少类型(类型 c, 图 6-1)也是土壤田间持水量在黑河流域中游地区的主要分布模式。土壤的空间异质性即土壤形成过程中的差异性是导致土壤田间持水量深度模式的差异的主要原因,例如:黑河流域中游地区土壤剖面中碳酸盐的聚集和再分配过程的不同导致这一类型的产生。降雨的多少及生物活性的多寡是引起土体中碳酸盐物质的淋溶和淀积过程的主要诱因,而作为西北地区常见的土壤分类诊断层-钙积层是该地区的主要表现形式。

在所有收集的采样点中,三种土壤田间持水量的分布模式的个数分别为 33 个, 26 个和 21 个(表 3-1)。由表 3-1 可以发现,黑河流域中游地区的土壤田间持水量的分布模式在 1m 深土体内以随深度增加而减少的模式为主。此外,黑河流域中游地区土壤田间持水量的复杂分布模式也意味着单一的深度分布函数可能无法准确模型其实际分布情况。

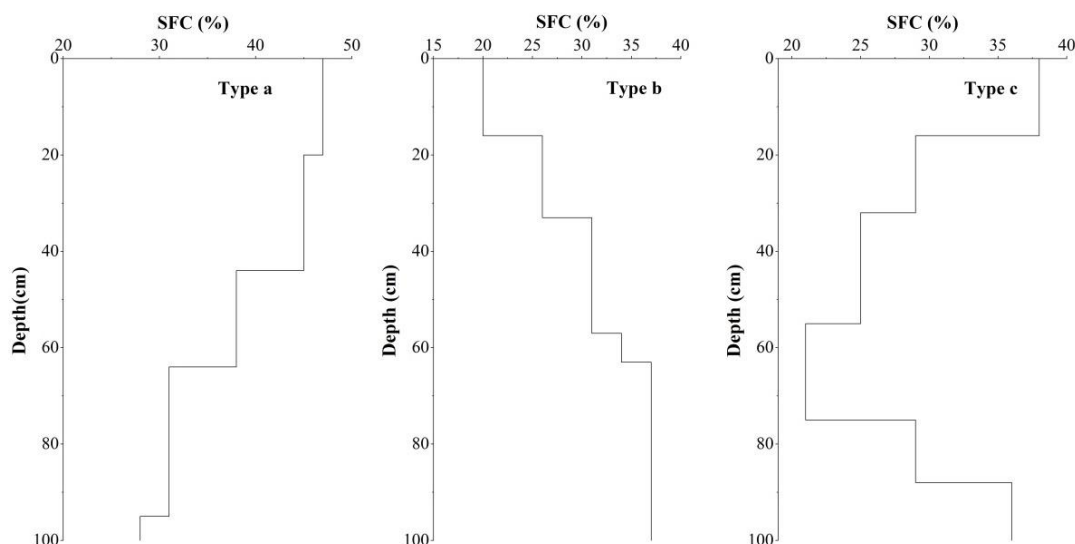


图 6-1 田间持水量在 1 m 土体内的三种分布模式图。类型 a, 随深度递减型; 类型 b, 随深度递增型; 类型 c, 随深度先递减再递增型

Fig. 6-1 Three examples of vertical distribution patterns of soil field capacity (SFC) content at the top 1 m depth. Type a, generally decrease with depth; type b, generally increase with depth; and type c, decrease initially and increase afterwards

为了准确模型黑河流域中游地区土壤田间持水量的深度分布模式, 本研究在前人指数函数的基础上并提出了一个分类指数函数, 该深度函数将指数函数与土壤田间持水量的深度分布模式相结合, 其具体形式如下:

$$\begin{aligned} \text{递增: } SFC(d) &= SFC_a \exp(k_a d) \\ \text{递减: } SFC(d) &= SFC_b \exp(k_b d) \end{aligned} \quad (6-1)$$

式中,  $d$  为土壤距地表深度 (m), 表层深度为 0;  $SFC(d)$  为深度  $d$  模拟出的土壤田间持水量 (%);  $k$  为控制土壤田间持水量随深度的增加的递减或递增速率;  $SFC_a$  和  $SFC_b$  则分别对应着表层土壤田间持水量 (%). 该指数函数包含一个递减型函数和一个递增型函数。图 6-1 中的类型 a 和类型 b 分别用对应的形式进行模拟。针对类型 c, 可以将其划分为上部为递减型和下部为递增型, 然后分别对其进行模拟。

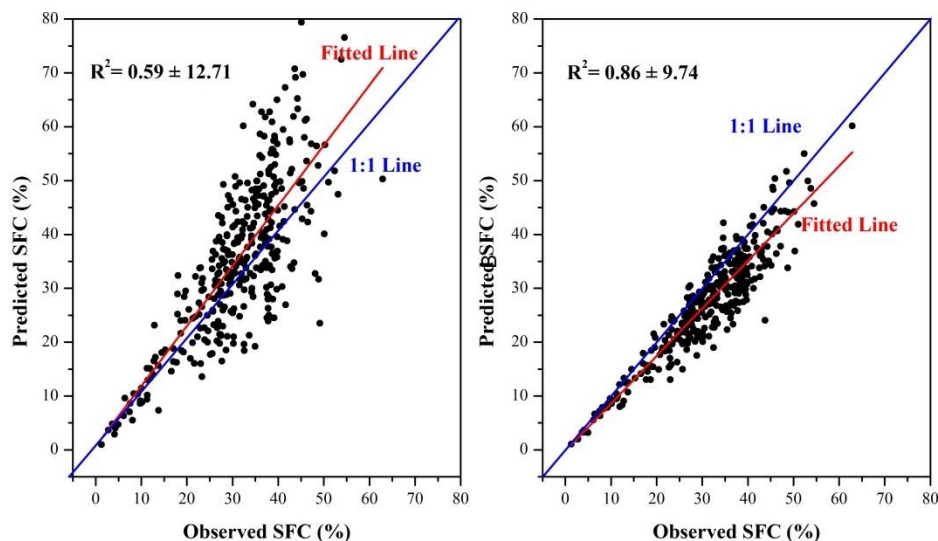


图 6-2 土壤田间持水量含量测定值与分类指数函数模拟值之间的散点图。左图为基本形式指数函数的模拟结果，右图为分类指数函数的模拟结果

Fig. 6-2 Scatter plot between observed soil field capacity (SFC) content and its values fitted by categorical exponential function. Basic exponential models (left) and categorical exponential models (right)

此外,为了进一步比较基本形式的指数函数与本研究的分类的指数函数预测性能,两种深度函数分别被用来对不同深度的所有采样点位的土壤田间持水量进行模拟,模拟的  $R^2$  分别为 0.59 和 0.86 (图 6-2)。模拟结果表明,分类指数函数的模拟效果明显优于基本形式的指数函数,并且能够真实的模拟出黑河流域中游地区的土壤田间持水量垂直分布特征。

利用构建的分类指数函数对所有样点进行模拟,而每个采样点位都可以得到一组土壤田间持水量深度分布特征参数(公式(6-1)),而这些分布参数用来表征该点位土壤田间持水量的分布特点。构建的分类指数函数结果如表 6-1 所示: $SFC_a$  和  $SFC_b$  的均值分别为 8.17 和 37.41%,两者的标准差皆大于平均值,分别为 10.54 和 57.63;  $k_a$  和  $k_b$  的均值分别为 2.47 和 3.43,表示标准差较接近。

表 6-1 分类指数函数中参数的统计表  
Table 6-1 Summary of the parameters of categorical exponential function

参数	均值	标准差	个数		
			类型 a	类型 b	类型 c
深度分布类型	-	-	36	23	21
$SFC_a$ (%)	8.17	10.54	-	-	-
$SFC_b$ (%)	37.41	57.63	-	-	-
$k_a$	2.47	2.11	-	-	-
$k_b$	3.43	3.27	-	-	-

## 6.2 深度函数的空间预测

为了获取未采样区域的土壤田间持水量的空间分布,本研究运用增强回归树模型模拟上节所建立土壤田间持水量深度分布函数参数与环境变量之间定量关系,研究中所涉及的环境变量包括气候、地形和生物因素等 3 大类共 12 个环境变量,其变量的详细情况如表 3-2 所示。在此基础上,运用未知样点的环境特征对其土壤田间持水量深度特征分布参数进行预测。由于本研究的所采集的土壤样品有限,以及增强回归树模型在模型预测和精度评价上的卓越性能,本研究选择将所有样点参与到模型的建立。

表 6-2 列出了分类和回归树模型分类结果和增强回归树模型参数预测精度。识别土壤田间持水量的深度分布类型的错误率为 0.58,表明分类与回归树模型对土壤田间持水量的深度分布模型的正确率接近 50%。模型分布参数  $SFC_a$ 、 $SFC_b$ 、 $k_a$  和  $k_b$  的  $R^2$  分别为 0.59、0.61、0.53 和 0.51。

表 6-2 模型预测精度统计表  
Table 6-2 Summary of predictive accuracy

参数	指标				
	Error rate	MAE	RMSE	$R^2$	LUCC
深度分布类型	0.58	-	-	-	-
$SFC_a$	-	2.16	4.25	0.59	0.62
$SFC_b$	-	1.34	3.57	0.61	0.68
$k_a$	-	0.32	0.96	0.53	0.57
$k_b$	-	0.47	1.27	0.51	0.55

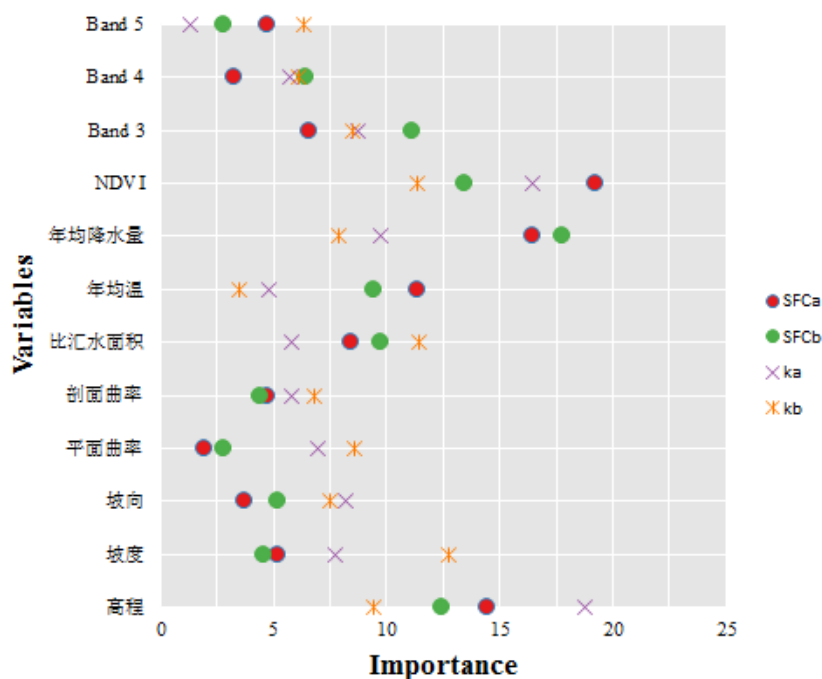


图 6-3 变量重要性

Fig. 6-3 Importance of variables

结果表明,气候变量和植被变量是预测土壤田间持水量空间分布的重要变量(图 6-3)。年均降雨量和归一化植被指数对  $SFC_a$ 、 $SFC_b$ 、 $k_a$  和  $k_b$  具有较高的解释能力。气候和植被变量对  $SFC_a$  和  $SFC_b$  具有更高的重要性。地形变量之中的海拔、比汇水面积和坡度是影响  $SFC_a$  和  $SFC_b$  的重要变量。 $k_a$  主要受归一化植被指数、海拔、年均降雨量、坡向和波段 3 的影响。而对于  $k_b$ , 则主要受着地形变量的影响, 其次为植被和气候变量。

环境要素是影响土壤田间持水量空间异质性的主要原因。而前人的研究表明, 在环境要素之中, 植被和气候影响土壤田间持水量空间异质性的关键环境变量, 并影响着土壤田间持水量的空间分布 (Malone et al, 2009; Hong et al, 2013; Padarian et al, 2014)。植被和气候变量对土壤田间持水量的影响可以归结为土壤的湿度和土壤结构对土壤田间持水量的影响。本研究中, NDVI 和年均降雨量呈显著正相关关系, 而与年均温存在显著负相关关系。在黑河流域中游地区, 气候

变量一方面直接影响土壤的水分状况，一方面通过影响区域土壤中的碳酸盐的分解、淋溶和沉积的过程而对土壤田间持水量产生间接的影响。在四个增强回归预测模型中，地形变量除了海拔之外，其他地形变量均表现为较小的相对重要性，可能是因为地形对土壤田间持水量的作用被气候和植被变量所综合了。

### 6.3 土壤田间持水量三维预测与精度评价

利用增强回归树模型预测得到的分类指数函数参数重新模拟土壤田间持水量的深度分布。基于所有样点的土壤田间持水量预测值和实测值，计算了四个精度评价指标 (表 6-3)。MAE 为 1.33% ，说明预测模型高估了土壤田间持水量的含量。RMSE 和  $R^2$  分别为 7.89%和 0.61。LCCC 为 0.81，说明预测值和实测值的吻合度较高。较低的 ME 和 RMSE 以及较高的  $R^2$  和 LCCC 表明本研究提出的预测模型对土壤田间持水量的预测精度较高。

表 6-3 土壤田间持水量 (%) 模拟精度统计表

Table 6-3 Summary of predictive performance of soil field capacity (SFC, %)

MAE	RMSE	$R^2$	LUCC
1.57	7.89	0.63	0.81

目前，数字土壤制图的研究中还没有关于三维土壤田间持水量的报道，因此本研究的结果可以与土壤有机碳的三维数字制图相比较 (Scott et al, 2002; Charles et al, 2006; Meersmans et al, 2009; Kempen et al, 2011; Adhikari et al, 2014; Were et al, 2015; Yang et al, 2016a; Wang et al, 2017)。在这些研究中，与本研究的三维制图相似，首先模拟土壤有机碳的深度分布函数，并在此基础上对其进行空间预测。然而，由于研究的尺度、方法和数据源等差异，往往造成预测的精度存在较大的差异。此外，在这些研究中，同时指出环境变量通常对上层土壤有机碳的解释能力明显高于下层土壤，这主要是由于下层土壤中的土壤有机碳存

在着更高的变异性。而对于黑河流域中游地区的土壤田间持水量来说，其深度分布模型多种多样，空间变异性更大。因此，基于数字土壤制图的土壤田间持水量的三维制图可能比土壤有机碳或者其他土壤属性的预测更加具有难度。

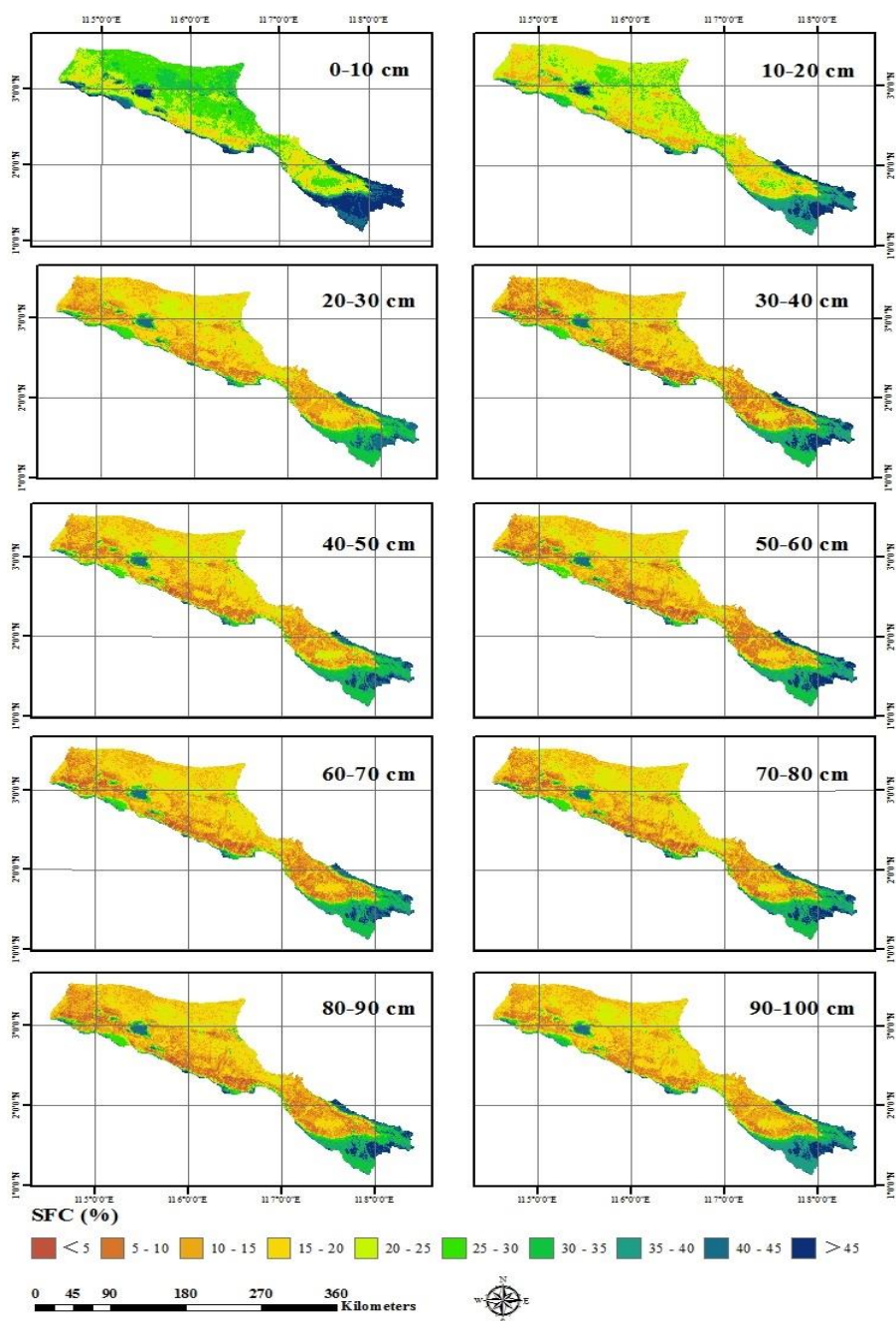


图 6-4 土壤田间持水量在 1 m 深度土壤中 10 cm 间隔的空间分布图

Fig. 6-4 Spatial distribution maps of soil field capacity in soil of 1 m depth with 10 cm interval

土壤田间持水量在 0-10 cm、10-20 cm、20-30 cm、30-40 cm、40-50 cm、50-60

cm、60-70 cm、70-80 cm、80-90 cm 和 90-100 cm 的空间分布如图 6-4 所示。从图中可以发现，黑河流域中游地区土壤田间持水量的空间分布差异性大。较高的土壤田间持水量主要分布在：（1）河谷地带；（2）中部的冲洪积扇；（3）东南部的高山地区。而研究区中部和北部地区的土壤田间持水量的含量较低。通过与区域内的主要环境变量对比发现，土壤田间持水量的分布规律与环境变量密切相关。其中，北部地区，干旱少雨，海拔较低，且植被覆盖度较低，而土壤田间持水量较低；中部地区，寒冷且干燥，降雨量较少，植被覆盖度低，土壤田间持水量较低；东南部地区，海拔较高、降雨密集，植被覆盖度较高，土壤田间持水量较高。

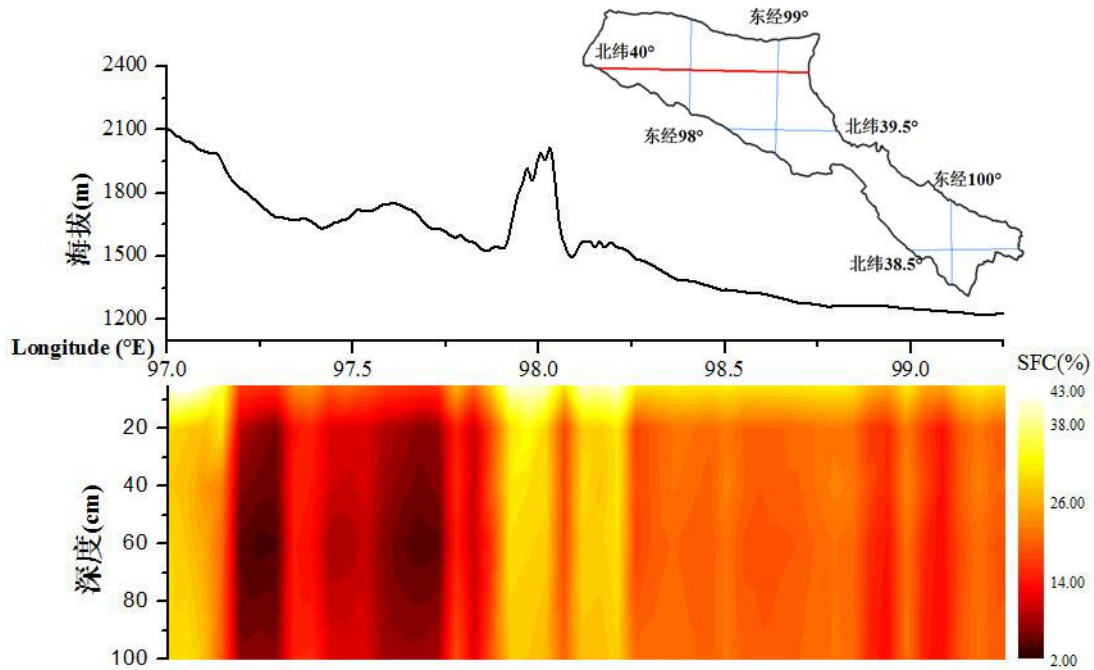


图 6-5 沿北纬 40°土壤田间持水量在土体 1m 深度内的垂直分布示意图

Fig. 6-65 Examples of vertical distribution of soil field capacity (SFC) at the top 1 m along latitude



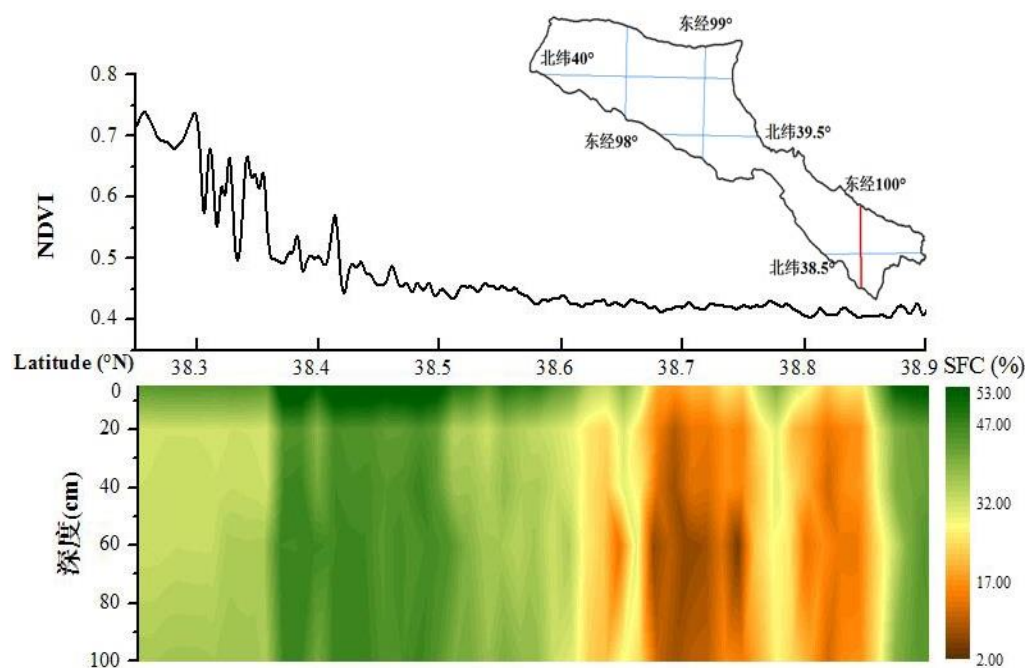


图 6-6 沿东经 100°土壤田间持水量在土体 1m 深度内的垂直分布示意图

Fig. 6-6 Examples of vertical distribution of soil field capacity (SFC) at the top 1 m along longitude 100 E

沿着东经 100°和北纬 40°的土壤田间持水量在土体 1m 深度下的垂直分布图如图 6-5 和 6-6 所示。从图中可以发现，黑河流域中游地区土壤田间持水量的深度分布模型差异较大，如图 6-5 中，该区域位于研究区北部河谷地带，土壤田间持水量基本上随着深度增加而减少，并且表现为地形对土壤田间持水量深度分布上影响高度不连续。在黑河流域中游地区，土壤田间持水量的随着深度递增而减少的模式主要分布在研究区北部。该研究区域内，海拔较低、干旱少雨和植被覆盖度低。此外，在研究区东部地区，植被也是表征田间持水量的主要因子之一，如图 6-6 可以发现，区域内表层土壤田间持水量与 NDVI 呈现显著相关，植被覆盖程度好的地区，其土壤田间持水量往往也很高。

#### 6.4 三维制图方法评价

本研究利用深度分布函数和增强回归树模型预测了黑河流域中游地区土壤

田间持水量的三维分布情况。目前,学者关于数字土壤制图三维尺度的研究主要集中在土壤有机碳的研究中,而缺乏土壤田间持水量三维制图方面的研究。因此,在没有相似的实例可供参考的情况下,本研究首先借鉴了前人利用指数函数对土壤有机碳三维预测制图研究的基础上,讨论了指数函数在土壤田间持水量深度分布模拟中的应用前景。此外,在田间尺度下,土壤田间持水量大小主要是由质地和容重等理化性质所共同决定的,然而对于大尺度下的土壤田间持水量,则主要是受气候和地形等环境变量所决定。关于土壤田间持水量的空间变异性研究,前人已经做了大量的研究,包括从田间尺度到区域尺度的研究(例如, Liang et al, 1994; Malone et al, 2009; Hong et al, 2013; Gooley et al, 2014; Padarian et al, 2014)。这些研究表明,在大尺度下土壤田间持水量的空间变异性主要受气候、地形和生物要素共同所决定的。

深度函数是否能准确描述土壤属性的深度分布情况是三维数字土壤制图的关键。而本研究中,利用分类指数函数来描述黑河流域中游地区复杂景观环境下的土壤田间持水量的深度分布情况。认识黑河流域中游地区土壤田间持水量深度分布模式的了解指数函数模型效果是构建土壤田间持水量分类指数函数的基础。在黑河流域中游地区,其土壤形成因素复杂并且过程多样,致使该地区土壤田间持水量的深度分布情况差异较大。本研究基于采集的土壤样品数据集,将该地区土壤田间持水量的深度分布模型归纳为三种类型,即随深度递减类型、随深度递增类型和随深度先减少再递增的类型(图 6-1),并在此基础上建立了分类指数函数。此外,本研究中将所建立的分类指数函数与基本形式的指数函数相对比,发现分类指数函数能够更加准确的描述黑河流域中游地区的土壤田间持水量的深度分布特征。因此,结合土壤发生学知识的分类指数函数能够更加准确和

真实的描述区域内土壤田间持水量的深度分布情况,获得更加真实准确的模拟结果。

大尺度下的土壤田间持水量的空间异质性较高,其三维预测的难点就是如何利用有限的采样点数据集去准确描述区域内土壤田间持水量的空间三维分布特征。一般来说,采样点数据集越大,模型的预测精度越高,相对应的不确定性则越低。然而,由于区域内沙漠、裸岩、高寒石山、戈壁、低洼盐碱、沼泽等密布,约占区域内总面积的42%,使得该地区土壤采集难度十分困难,因此获得的土壤数据有限。面临这种客观实际情况,这就需要科研工作者开发出一种利用少量点位数据并且预测精度较高的新的预测模型。

土壤田间持水量是指土壤中所能保持的土壤悬着水的最大量,也是对作物有效的最大土壤含水量,被认为是一个常数。因此,土壤田间持水量三维制图研究的一个重要应用是可以用于灌溉,确定灌溉上限和计算灌水定额。前人对土壤田间持水量的研究已经取得了一些进展,估算的方法多为基于土壤转换函数方法,利用较容易测定的土壤属性(颗粒含量、有机质和容重等)来对土壤的田间持水量进行预测(陈晓燕等,2005;游松财等,2009;Wösten et al,2001)。然而,当拓展到制图上,这种方法往往并不是很适用。往往需要研究人员将转换函数所涉及土壤属性进行空间预测以得到土壤属性的空间数据集,并在此基础上利用转换函数进行空间预测。此外,由于区域内各个土壤属性的预测过程中存在各种不确定性,这种方法可能将会导致预测的不确定性增加。为了达到制图的目的,另一种基于土壤类型和景观类型的多边形方法也被科研人员所提出,然而这种方法通常对数据的要求较高(完备的土壤数据库等)。并且这种方法的最大问题是并不能描述区域内土壤属性的空间变异情况。为了解决这一科学问题,一些研究人

员提出了基于栅格数据集的土壤田间持水量的空间预测方法 (Hong et al, 2013; Gooley et al, 2014; Padarian et al, 2014; Tidwell et al, 2014)。尽管这些研究可以较好的描述土壤田间持水量在二维空间上的分布特征,但是无法描述土壤田间持水量的深度方向的变化。三维数字土壤制图的方法可以较好的表达土壤属性在三维空间上的空间变异特征并具有明显的优势。因此,基于三维连续空间分布的土壤田间持水量的研究具有重要的意义及应用前景。

## 6.5 小结

本研究利用分类指数函数模拟黑河流域中游地区土壤田间持水量的深度分布。该函数在基本形式的指数函数的基础上所提出,并结合了土壤田间持水量的土壤发生学知识,可以较真实和准确的模型土壤田间持水量的深度分布情况。将深度函数与增强回归树模型相结合的土壤田间持水量三维制图方法可以得到较高的预测精度。气候和植被变量是预测土壤田间持水量的重要变量。而在东南部地形起伏较大的山区,地形变量同时也是影响土壤田间持水量深度分布的主要环境变量之一。

## 第七章 结论与展望

### 7.1 结论

在大尺度、复杂景观地区，如何利用有限采样点位数据对土壤属性进行准确的空间预测是一项极具挑战性的工作。本研究以土壤有机碳、饱和导水率和田间持水量为例，从提高土壤属性预测的准确性与真实性出发，并结合土壤发生学知识，提出了土壤属性深度和空间预测模型。将空间预测模型与土壤发生学知识相结合，对区域内关键土壤属性的二维和三维制图研究进行探讨。

本研究获得以下主要结论：

(1) 土壤发生学知识可以很好地描述土壤属性的深度分布特征。等面积样条函数可以模拟出黑河流域中游地区垂直土壤有机碳的分布特点；分类指数函数体现了区域内多变的土壤田间持水量分布模式。相对于简单的指数函数、幂指数函数等，本研究选取的两种深度函数模拟精度更高。

(2) 土壤发生学知识可以将土壤属性的水平分布与景观特征结合起来。在区域复杂的景观环境下，运用土壤发生学知识可以将复杂景观环境划分为多个环境相对一致的景观单元。在复杂景观环境下，采用景观单元来表征特定环境要素组合下的土壤属性分布情况，可对难获取的土壤属性进行空间预测，与将研究区作为整体的模式相比具有明显的优势。

(3) 将深度分布函数与空间预测模型相结合的土壤有机碳和田间持水量的三维制图方法在黑河流域中游地区获得较高的模拟精度。精度评价结果表明模型方法可以较准确地模拟区域内土壤属性的三维分布，可以为区域内土壤有机碳库的估算和水资源管理提供依据。研究表明，在区域内环境景观复杂多变、土壤属性空间变异性较大的情况下，引入土壤发生学知识所建立的三维土壤属性预测方

法，可以提高三维土壤属性预测精度。

## 7.2 创新点

本文的创新点如下：

(1) 利用多源环境变量信息和数据挖掘方法进行黑河流域中游地区关键土壤属性的估算和数字制图，这对推动大尺度、高空间分辨率的土壤属性空间预测研究具有重要意义。传统的土壤属性估算大多围绕田间、小区尺度进行。大尺度的土壤属性结果基本上是根据主壤类型图进行斑块填充得到的，较难反映主壤属性的空间异质性。本研究充分利用目的性采样方法所采集土壤样品，基于主壤—环境景观理论，结合多源环境变量和数据挖掘方法，进行了覆盖黑河流域中游地区的 90 m 空间分辨率的关键主壤属性的快速数字制图研究。为未来估算大尺度土壤属性和空间变化趋势研究提供了新的技术和方法。

(2) 在土壤属性的深度分布模拟上，本研究提出了将土壤发生过程与样条函数和基本形式的指数函数相结合，用来模拟土壤有机碳和土壤田间持水量深度分布。构建的深度函数不仅模拟精度高，而且可以很好地反映土壤有机碳和土壤田间持水量的深度分布特征。例如，样条函数和分类指数函数分别可以模拟出不同层次的土壤有机碳和不同类型的土壤田间持水量的深度分布模式。体现土壤发生过程特点的深度函数有利于提高土壤属性深度模拟的准确性和真实性。

(3) 在土壤属性的空间预测方法上，本研究采用了景观划分策略将复杂的环境划分为多个环境条件比较一致的景观类型，提高了复杂环境条件下土壤属性制图表达的灵活性。该研究是在前人基础上的一次具体区域实施方案的探索，对丰富以往的土壤属性空间变异研究具有一定的意义，为复杂地区土壤属性的制图提供了新的思路。

### 7.3 展望

(1) 土壤发生学知识不仅可以用来了解土壤的形成因素、发生过程、类型及其性质,还可以用于提高土壤属性的三维空间预测的真实性和准确性。因此,今后的数字土壤制图研究工作应予以高度重视。

(2) 数字土壤制图的理论基础是“土壤-景观”模型,模型的建立基于地形、母质、时间、生物、气候和时间等环境要素集,而本研究仅选取了气候、地形和生物三大类 12 个环境变量。在今后的研究工作中将逐步引入其它环境变量以提高模型的性能。

(3) 目前,三维数字土壤制图的研究工作多是采取深度分布模型与空间预测模型相结合的方法。然而,三维数字土壤制图的准确与否是由深度函数的模拟精度,以及空间预测模型的预测性能所决定的。但是,在分布运算的过程中,往往会产生额外的模拟与运算误差,造成模型的不确定性增加。因此,在将来的三维数字土壤制图工作应该尽量简化建模步骤,并实现单一模型对土壤属性的三维空间预测,以降低在模型预测工作中所产生的不确定性。

## 参考文献

1. 白冬妹, 郭满才, 郭忠升, 陈亚楠. 2014. 时间序列自回归模型在土壤水分预测中的应用研究. 中国水土保持, (02):42-45+69
2. 曹流芳, 仲启铖, 刘倩, 王璐, 陆颖, 王开运. 2014. 滨海围垦区不同陆生植物配置模式对土壤有机碳储量及土壤呼吸的影响. 长江流域资源与环境, 23(05):668-675
3. 陈文雄. 2002. 黑河流域水文特性. 水文, 22(6):57-60
4. 陈晓燕, 陆桂华, 秦福兴, 储开凤. 2005. 土壤传递函数法在确定田间持水量中的应用. 河海大学学报(自然科学版), 33(2):170-172
5. 揣小伟, 黄贤金, 赖力, 张梅. 2011. 基于 GIS 的土壤有机碳储量核算及其对土地利用变化的响应. 农业工程学报, 27(9):1-6
6. 丁永健, 叶佰生, 周文娟. 1999. 黑河流域过去 40a 来降水时空分布特征. 冰川冻土, 21(1):42-48
7. 董红霞, 黄海真, 刘大庆, 王雷, 宁亚伟. 2016. 黑河流域水生态环境问题及对策. 人民黄河, 38(12):103-105
8. 范胜龙, 黄炎和, 林金石. 2011. 表征土壤有机碳区域分布的优化空间插值模型研究——以福建省龙海市为例. 水土保持研究, 18(6):1-5
9. 方精云, 刘国华, 徐嵩龄, 王庚辰, 温玉璞. 1996. 中国陆地生态系统的碳库. 温室气体浓度和排放监测及相关过程. 北京: 中国环境科学出版社: 128
10. 高肖彦, 刘廷玺, 段利民, 童新. 2016. 科尔沁沙丘-草甸田间持水量的综合测定与影响. 干旱区研究, 33(6):1336-1344
11. 黄魏, 罗云, 汪善勤, 陈家赢, 韩宗伟, 祁大成. 2016. 基于传统土壤图的土壤—环境关系获取及推理制图研究. 土壤学报, (1): 72-80
12. 解宪丽, 孙波, 周慧珍, 李忠佩, 李安波. 2004. 中国土壤有机碳密度和储量的估算与空间分布分析. 土壤学报, 41(1): 35-43
13. 蓝永超, 孙保沐, 丁永建, 康尔泗, 张济世, 乔茂云. 2004. 黑河流域生态环境变化及其影响因素分析. 干旱区资源与环境, 18(2):32-39
14. 李保国, 胡克林, 陈德立, White R.E. 2002. 农田土壤表层饱和导水率的条件模拟. 水利学报, 33(2): 36-40
15. 李亮亮, 依艳丽, 凌国鑫, 王甦. 2005. 地统计学在土壤空间变异研究中的应用. 土



壤通报, (02):265-268

16. 卢玲, 程国栋, 李新. 2001a. 黑河流域中游地区景观变化研究. 应用生态学报, 12(1):68-74
17. 卢玲, 李新, 程国栋, 肖洪浪. 2001b. 黑河流域景观结构分析. 生态学报, 21(8):1217-1224
18. 吕菲, 刘建立, 张佳宝, 张均华, 李慧霞. 2009. 利用随机网络模型和 CT 数字图像预测近饱和土壤水分特征曲线. 灌溉排水学报, 28(06):18-21
19. 牛赞, 张永喆, 张虎, 刘建海, 赵国生. 2016. 黑河中游荒漠区植物生长与水分变化关系分析. 中南林业科技大学学报, 36(8):96-103
20. 潘根兴, 李恋卿, 张旭辉, 代静玉, 周运超, 张平究. 2003. 中国土壤有机碳库量与农业土壤碳固定动态的若干问题. 地球科学进展, 18(4), 609-618.
21. 潘根兴. 1999. 中国土壤有机碳和无机碳库量研究. 科技通报, 15(5): 330-332
22. 邱霞霞, 李德成, 赵玉国, 刘峰, 宋效东, 张甘霖. 2016. 基于不同土壤分类系统的土壤景观格局分析——以我国西北黑河流域中游地区为例. 土壤, 48(5):1022-1031
23. 任春颖, 张春华, 王宗明, 张柏. 2013. 松嫩平原玉米带农田表层土壤有机碳储量和固碳潜力研究. 自然资源学报, 28(04):596-607
24. 邵明安, 杨文治, 李玉山. 1987. 黄土区土壤水分有效性研究. 水利学报, (8):40-46.
25. 石亮. 2010. 明清及民国时期黑河流域中游地区绿洲化荒漠化时空过程研究. (Doctoral dissertation, 兰州大学).
26. 史丽丽, 赵成章, 高福元, 张军霞, 张静. 2011. 基于地统计学的甘肃臭草群落土壤水分空间异质性. 山地学报, 29(06):649-653
27. 史志林, 汪桂生, 颀耀文. 2014. 西夏元时期黑河流域水土资源开发利用研究. 中国农史, 33(6):83-96
28. 史舟. 2014. 土壤地面高光谱遥感原理与方法. 科学出版社.
29. 宋孝玉, 李亚娟, 蒋俊, 马玉霞. 2008. 非饱和土壤水分运动参数空间变异性研究进展与展望. 地球科学进展, (6):613-618
30. 苏琦, 袁道阳, 谢虹. 2016. 祁连山—河西走廊黑河流域地貌特征及其构造意义. 地震地质, 38(3):560-581
31. 孙福军, 雷秋良, 刘颖, 李华蕾, 王秋兵. 2011. 数字土壤制图技术研究进展与展望. 土壤通报, 42(6):1502-1507

32. 孙蕾, 王磊, 蔡冰. 2014. 土壤水分动态模拟方法简介. 中国西部科技, 13(10):57-59
33. 孙孝林, 赵玉国, 刘峰, 王德彩, 梁传平. 2013. 数字土壤制图及其研究进展. 土壤通报, 44(3):752-759
34. 唐霞, 冯起. 2015. 黑河流域历史时期土地利用变化及其驱动机制研究进展. 水土保持研究, 22(3):336-340
35. 汪桂生, 颀耀文, 王学强. 2013. 黑河中游历史时期人类活动强度定量评价——以明、清及民国时期为例. 中国沙漠, 33(4):1225-1234
36. 汪业勛, 赵士洞, 牛栋. 1999. 陆地土壤碳循环的研究动态. 生态学杂志, 18(5):29-35
37. 王根绪, 程国栋. 1999. 中国西北干旱区水资源利用及其生态环境问题. 自然资源学报, 14(2):109-116
38. 王根绪, 刘进其, 陈玲. 2006. 黑河流域典型区土地利用格局变化及影响比较. 地理学报, 61(4):339-348
39. 王明福. 2016. 黑河流域综合治理保护对策探讨. 农业开发与装备, (8): 87-87
40. 王秋兵, 段迎秋, 魏忠义, 韩春兰, 孔令苏, 窦立珠. 2009. 沈阳市城市土壤有机碳空间变异特征研究. 土壤通报, 40(2):252-257
41. 王绍强, 周成虎, 李克让, 朱松丽, 黄方红. 2000. 中国土壤有机碳库及空间分布特征分析. 地理学报, 55(5): 533-544
42. 王绍强, 周成虎. 1999. 中国陆地土壤有机碳库的估算. 地理研究, 18(4): 349-356
43. 王帅, 刘丽, 逢忠臣, 初日林, 宋亮. 2012. 基于 GIS 的土壤有机碳密度的变异研究及储量估算. 黑龙江科技信息, (3):88-88
44. 王彤彤, 翟军海, 何欢, 郑纪勇, 涂川. 2017. BP 神经网络和 SVM 模型对施加生物炭土壤水分预测的适用性. 水土保持研究, 24(3):86-91
45. 王云强, 邵明安, 刘志鹏. 2012. 黄土高原区域尺度土壤水分空间变异性. 水科学进展, 23(03):310-316
46. 肖生春. 2017. 黑河流域;流域综合治理;生态成效;科学评估;问题与对策. 中国科学院院刊, (1):45-54
47. 徐英, 王俊生, 蔡守华, 周明耀. 2008. 缓坡水平梯田土壤水分空间变异性. 农业工程学报, 24(12):16-19
48. 许明祥, 刘国彬, 卜崇峰, 贾海燕. 2002. 圆盘入渗仪法测定不同利用方式土壤渗透

性试验研究. 农业工程学报, 18(4):54-58

49. 许文强, 陈曦, 罗格平, 王涛, 蔺卿. 2009. 干旱区三工河流域土壤有机碳储量及空间分布特征. 自然资源学报, 24(10):1740-1747
50. 严昌荣, 申慧娟, 何文清, 刘爽, 刘勤. 2008. 基于多元回归方法的土壤水分预测模型研究. 湖北民族学院学报(自然科学版), (3):241-245
51. 杨海坤, 莫淑红. 2006. 黑河流域主要水文要素变化特征分析. 西北水力发电, 22(1):28-31
52. 杨琳, Fahmy Sherif, Hann Sheldon, 朱阿兴, 秦承志, 徐志刚. 2010. 基于土壤-环境关系的更新传统土壤图研究. 土壤学报, 47(06):1039-1049
53. 姚荣江, 杨劲松, 邹平, 陈小兵, 余世鹏, 李晓明. 2009. 苏北海涂围垦区土壤水分空间变异性及其协同克里格估值. 土壤, 41(01):126-132
54. 姚淑霞, 赵传成, 张铜会. 2013. 科尔沁不同沙地土壤饱和导水率比较研究. 土壤学报, 50(3):469-477
55. 尹健康, 陈昌华, 邢小军, 谭俊, 姚进. 2010. 基于 BP 神经网络的烟田土壤水分预测. 电子科技大学学报, 39(06):891-895
56. 游松财, 邸苏闯, 袁晔. 2009. 黄土高原地区土壤田间持水量的计算. 自然资源学报, 24(3), 545-552.
57. 于雷, 朱亚星, 洪永胜, 夏天, 刘目兴, 周勇. 2016. 高光谱技术结合 CARS 算法预测土壤水分含量. 农业工程学报, 32(22):138-145
58. 张甘霖, 龚子同, 骆国保, 张学雷. 2001. 国家土壤信息系统的结构、内容与应用. 地理科学, 21(5): 401-406
59. 张甘霖, 龚子同. 2012. 土壤调查实验室分析方法. 科学出版社.
60. 张济世, 康尔泗, 姚进忠, 陈仁升, 蒲瑞丰. 2004. 黑河流域水资源生态环境安全问题研究. 中国沙漠, 24(4):425-430
61. 张凯, 王润元, 韩海涛, 王小平, 司建华. 2007. 黑河流域气候变化的水文水资源效应. 资源科学, 29(1):77-83
62. 张伟, 陈洪松, 王克林, 张继光. 2006. 喀斯特地区典型峰丛洼地旱季表层土壤水分空间变异性初探. 土壤学报, (4):554-562
63. 张文娟. 2006. 基于地理信息系统的中国土壤有机碳储量空间变异性研究. (Doctoral dissertation, 中国农业大学).

64. 张玉龙, 庄杰, 刘鸣达. 1996. 田间持水量含水状态下土水势的研究. 沈阳农业大学学报, (2):154-157.
65. 张忠启, 史学正, 于东升, 王世航, 徐胜祥. 2010. 红壤区土壤有机质和全氮含量的空间预测方法. 生态学报, 30(19): 5338-5345
66. 张宗元. 2016. 黑河水资源开发利用现状问题分析. 水能经济, (9):310-310
67. 赵其国, 孙波. 1997. 土壤质量与持续环境:I.土壤质量的定义及评价方法. 土壤, 29(3):113-120
68. 赵一飞, 张勃, 张亚宁, 王强, 何旭强, 尹海霞. 2012. 近 50a 来黑河流域气候变暖对农业生产的影响. 干旱区资源与环境, 26(12):130-136
69. 赵永存, 史学正, 于东升, 赵彦锋, 孙维侠, 王洪杰. 2005. 不同方法预测河北省土壤有机碳密度空间分布特征的研究. 土壤学报, 42(3):379-385
70. 郑炳林, 史志林, 郝勇. 2017. 黑河流域历史时期环境演变研究回顾与展望. 敦煌学辑刊, (1):137-150
71. 钟方雷, 徐中民, 程怀文, 盖迎春. 2011. 黑河中游水资源开发利用与管理的历史演变. 冰川冻土, 33(3):692-701
72. 朱安宁, 张佳宝, 陈德立. 2000. 土壤饱和导水率的田间测定. 土壤, 32(4):215-218
73. 邹刚华, 李勇, 彭佩钦. 2016. 中亚热带红壤区不同土地利用土壤田间持水量估测. 长江流域资源与环境, 25(2): 234-238
74. 邹文秀, 杨春葆, 江恒, 韩晓增, 郝翔翔, 李猛. 2013. 平坦黑土区田间尺度剖面土壤物理性质空间变异性的研究. 土壤与作物, 2(3):127-131
75. 左小安, 赵学勇, 赵哈林, 李玉霖, 移小勇, 黄刚. 2005. 科尔沁沙地沙质草场土壤水分对干旱和降雨响应的空间变异性. 水土保持学报, (1):140-144
76. Adhikari K., Hartemink A.E., Minasny B., Kheir R.B., Greve M.B., Greve M.H. 2014. Digital mapping of soil organic carbon contents and stocks in Denmark. PloS one, 9(8): e105519
77. Ahmad S., Kalra A., Stephen H. 2010. Estimating soil moisture using remote sensing data: A machine learning approach. Advances in Water Resources, 33(1):69-80
78. Anuta P.E., Kristof S.J., Levandowski D.W., Phillips T.L., MacDonald R.B. 1971. Crop, soil, and geological mapping from digitized multispectral satellite photography.
79. Arrouays D., Deslais W., Bateau V. 2001. The carbon content of topsoil and its geographical distribution in France. Soil use and Management, 17: 7211

- 
80. Arrouays D., Grundy M.G., Hartemink A.E., Hempel J.W., Heuvelink G.B., Hong S.Y., dL Mendonca-Santos M. 2014. Chapter Three-GlobalSoilMap: Toward a fine-resolution global grid of soil properties. *Advances in agronomy*, 125:93-134
81. Arya L.M., Paris J.F. 1981. A physicoempirical model to predict the soil moisture characteristic from particle-size distribution and bulk density data. *Soil Science Society of America Journal*, 45(6):1023-1030
82. Ballabio C., Panagos P., Monatanarella L. 2016. Mapping topsoil physical properties at European scale using the LUCAS database. *Geoderma*, 261:110-123
83. Batjes N.H. 1996. Total carbon and nitrogen in the soils of the world. *European journal of soil science*, 47(2):151-163
84. Behrens T., Förster H., Scholten T., Steinrücken U., Spies E.D., Goldschmitt M. 2005. Digital soil mapping using artificial neural networks. *Journal of plant nutrition and soil science*, 168(1):21-33
85. Bishop T.F.A., McBratney A.B., Laslett G.M. 1999. Modelling soil attribute depth functions with equal-area quadratic smoothing splines. *Geoderma*, 91:27-45
86. Bliss N.B., Reybold W.U. 1989. Small-scale digital soil maps for interpreting natural resources. *Journal of Soil and Water Conservation*, 44(1):30-34
87. Bohn H.L. 1976. Estimate of organic carbon in world soils. *Soil Science Society of America Journal*, 40(3):468-470
88. Breiman L., Friedman J., Stone C.J., Olshen R.A. 1984. *Classification and regression trees*. CRC press.
89. Brocca L., Morbidelli R., Melone F., Moramarco T. 2007. Soil moisture spatial variability in experimental areas of central Italy. *Journal of Hydrology*, 333(2): 356-373
90. Bronson K., Zobeck T., Chua T.T., Acosta-Martinez V., van Pelt R.S., Booker J.D. 2004. Carbon and nitrogen pools of southern high plains cropland and grassland soils. *Soil Science Society of America Journal*, 68(5):1695-1704
91. Bruneau P., Gascuel-Oudou C., Robin P., Merot P., Beven, K. 1995. Sensitivity to space and time resolution of a hydrological model using digital elevation data. *Hydrological Processes*, 9(1):69-81
92. Chaney N.W., Wood E.F., McBratney A.B., Hempel J.W., Nauman T.W., Brungard C.W.,

Odgers N.P. 2016. POLARIS: A 30-meter probabilistic soil series map of the contiguous United States. *Geoderma*, 274:54-67

93. Chaplot V., Bouahom B., Valentin C. 2010. Soil organic carbon stocks in Laos: spatial variations and controlling factors. *Global Change Biology*, 16:1380-1393

94. Chapuis R.P. 2012. Predicting the saturated hydraulic conductivity of soils: a review. *Bulletin of engineering geology and the environment*, 71(3):401-434

95. Charles T., Garten Jr., Hanson P.J. 2006. Measured forest soil C stocks and estimated turnover times along an elevation gradient. *Geoderma*, 136(1): 342-352

96. Chen F., Kissel D.E., West L.T., Adkins W. 2000. Field-scale mapping of surface soil organic carbon using remotely sensed imagery. *Soil Science Society of America Journal*, 64(2):746-753

97. Chuai X.W., Huang, X.J., Wang W.J., Zhang, M., Lai L., Liao Q.L. 2012. Spatial variability of soil organic carbon and related factors in Jiangsu Province, China. *Pedosphere*, 22(3): 404-414

98. Dalal R.C., Henry R.J. 1986. Simultaneous determination of moisture, organic carbon, and total nitrogen by near infrared reflectance spectrophotometry. *Soil Science Society of America Journal*, 50(1):120-123

99. Dempster A.P., Laird N.M., Rubin D.B. 1977. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the royal statistical society. Series B (methodological)*, 1-38.

100. Doblaz-Miranda E., Rovira P., Brotons L., Martí ínez-Vilalta J., Retana J. 2013. Soil carbon stocks and their variability across the forests, shrublands and grasslands of peninsular Spain. *Biogeosciences*, 10:8353-8361

101. Dorji, T., Odeh I.O., Field D.J., Baillie I.C. 2014. Digital soil mapping of soil organic carbon stocks under different land use and land cover types in montane ecosystems, Eastern Himalayas. *Forest Ecology and Management*, 318:91-102

102. Elbasiouny H., Abowaly M., Abu\_Alkhair A., Gad A. 2014. Spatial variation of soil carbon and nitrogen pools by using ordinary Kriging method in an area of north Nile Delta, Egypt. *Catena*, 113:70-78

103. Elnaggar A.A., Noller J.S. 2009. Application of remote-sensing data and decision-tree analysis to mapping salt-affected soils over large areas. *Remote Sensing*, 2(1):151-165

104. Eswaran H., Van Den Berg E., Reich P. 1993. Organic carbon in soils of the world. *Soil science society of America journal*, 57(1):192-194
105. Famiglietti J.S., Rudnicki J.W., Rodell M. 1998. Variability in surface moisture content along a hillslope transect: Rattlesnake Hill, Texas. *Journal of Hydrology*, 210(1):259-281
106. Follett R.F., Stewart C.E., Pruessner E.G., Kimble J.M. 2012. Effects of climate change on soil carbon and nitrogen storage in the US Great Plains. *Journal of Soil and Water Conservation*, 67(5): 331-342
107. Fraley C., Raftery A.E. 2002. Model-based clustering, discriminant analysis, and density estimation. *Journal of the American statistical Association*, 97(458):611-631
108. Friedl M.A., Brodley C.E. 1997. Decision tree classification of land cover from remotely sensed data. *Remote sensing of environment*, 61(3):399-409
109. Friedman J., Hastie T., Tibshirani R. 2000. Additive logistic regression: a statistical view of boosting. *The annals of statistics*, 28(2):337-407
110. Fu T., Chen H., Zhang W., Nie Y., Wang K. 2015. Vertical distribution of soil saturated hydraulic conductivity and its influencing factors in a small karst catchment in Southwest China. *Environmental monitoring and assessment*, 187(3):92
111. Gabarrón-Galeote M.A., Trigalet S., van Wesemael B. 2015. Soil organic carbon evolution after land abandonment along a precipitation gradient in southern Spain. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 199:114-123
112. Garnaud C., Bédair S., Carrera M.L., McNairn H., Pacheco A. 2017. Field-Scale Spatial Variability of Soil Moisture and L-Band Brightness Temperature from Land Surface Modeling. *Journal of Hydrometeorology*, 18(3):573-589
113. Gooley L., Huang J., Page D., Triantafilis, J. 2014. Digital soil mapping of available water content using proximal and remotely sensed data. *Soil use and management*, 30(1):139-151
114. Goovaerts P. 2001. Geostatistical modelling of uncertainty in soil science. *Geoderma*, 103(1):3-26
115. Grimm R., Behrens T., Märker M., Elsenbeer H. 2008. Soil organic carbon concentrations and stocks on Barro Colorado Island—Digital soil mapping using Random Forests analysis. *Geoderma*, 146(1-2):102-113
116. Grunwald S. 2009. Multi-criteria characterization of recent digital soil mapping and

modeling approaches. *Geoderma*, 152(3-4):195-207

117. Halimi A., Altmann Y., Dobigeon N., Tourneret J.Y. 2011. Nonlinear unmixing of hyperspectral images using a generalized bilinear model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(11):4153-4162

118. Häring T., Dietz E., Osenstetter S., Koschitzki T., Schröder B. 2012. Spatial disaggregation of complex soil map units: A decision-tree based approach in Bavarian forest soils. *Geoderma*, 185:37-47

119. Henderson B.L., Bui E.N., Moran C.J., Simon D.A.P. 2005. Australia-wide predictions of soil properties using decision trees. *Geoderma*, 124(3):383-398

120. Heung B., Ho H.C., Zhang J., Knudby A., Bulmer C.E., Schmidt M.G. 2016. An overview and comparison of machine-learning techniques for classification purposes in digital soil mapping. *Geoderma*, 265:62-77

121. Heuvelink G.B.M., Webster R. 2001. Modelling soil variation: past, present, and future. *Geoderma*, 100(3):269-301

122. Hong S.Y., Minasny B., Han K.H., Kim Y., Lee K. 2013. Predicting and mapping soil available water capacity in Korea. *PeerJ*, e71.

123. Huang B., Sun W., Zhao Y., Zhu J., Yang R., Zou Z., Su J. 2007. Temporal and spatial variability of soil organic matter and total nitrogen in an agricultural ecosystem as affected by farming practices. *Geoderma*, 139(3):336-345

124. Hudson B.D. 1992. The soil survey as paradigm-based science. *Soil Science Society of America Journal*, 56:836-841

125. Hudson G., Wackernagel H. 1994. Mapping temperature using kriging with external drift: theory and an example from Scotland. *International journal of Climatology*, 14(1):77-91

126. Jarvis N.J., Messing I. 1995. Near-saturated hydraulic conductivity in soils of contrasting texture measured by tension infiltrometers. *Soil Science Society of America Journal*, 59(1):27-34

127. Jenny H. 1941. *Factors of Soil Formation*. McGraw-Hill, New York.

128. Jobbágy E.G., Jackson R.B. 2000. The vertical distribution of soil organic carbon and its relation to climate and vegetation. *Ecological applications*, 10:423-436

129. Jobbágy E.G., Jackson R.B. 2001. The distribution of soil nutrients with depth: global



patterns and the imprint of plants. *Biogeochemistry*, 53(1):51-77

130. Jorda H., Bechtold M., Jarvis N., Koestel J. 2015. Using boosted regression trees to explore key factors controlling saturated and near - saturated hydraulic conductivity. *European Journal of Soil Science*, 66(4):744-756

131. Karale R.L., Bali Y.P., Rao K.S. 1983. Soil mapping using remote sensing techniques. *Proceedings of the Indian Academy of Sciences Section C: Engineering Sciences*, 6(3): 197-208

132. Kempen B., Brus D.J., Stoorvogel J.J. 2011. Three-dimensional mapping of soil organic matter content using soil type-specific depth functions. *Geoderma*, 162(1):107-123

133. Kheir R.B., Greve M.H., Abdallah C., Dalgaard T. 2010. Spatial soil zinc content distribution from terrain parameters: A GIS-based decision-tree model in Lebanon. *Environmental pollution*, 158(2):520-528.

134. Kravchenko A.N., Robertson G.P. 2007. Can topographical and yield data substantially improve total soil carbon mapping by regression kriging?. *Agronomy Journal*, 99(1):12-17

135. Krishnan P., Bourgeon G., Lo Seen D., Nair K.M., Prasanna R., Srinivas S., Muthusankar G., Dufy L., Ramesh B.R. 2007. Organic carbon stock map for soils of southern India: a multifactorial approach. *Current Science*, 93(93):706-710

136. Krogh L., Noergaard A., Hermansen M., Greve M.H., Balstroem T., Breuning-Madsen, H. 2003. Preliminary estimates of contemporary soil organic carbon stocks in Denmark using multiple datasets and four scaling-up methods. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 96(1):19-28

137. Kudrat M., Tiwari A.K., Saha S.K., Bhan S.K. 1992. Soil resource mapping using IRS-1A-LISS II digital data—A case study of Kandi area adjacent to Chandigarh-India. *International Journal of Remote Sensing*, 13(17):3287-3302

138. Kumar S., Lal R., Liu D. 2012. A geographically weighted regression kriging approach for mapping soil organic carbon stock. *Geoderma*, 189:627-634

139. Lagacherie P., McBratney A.B. 2006. Spatial soil information systems and spatial soil inference systems: perspectives for digital soil mapping. *Developments in soil science*, 31:3-22

140. Lal R. 2004. Soil carbon sequestration impacts on global climate change and food security. *Science*, 304:1623–1627

141. Lane P.W. 2002. Generalized linear models in soil science. *European Journal of Soil*

Science, 53(2): 241-251

142. Lehmann A., Overton J.M.C., Leathwick J.R. 2002. GRASP: generalized regression analysis and spatial prediction. *Ecological modelling*, 157(2):189-207

143. Li Q.Q., Yue T.X., Wang C.Q., Zhang W.J., Yu Y., Li B., Bai G.C. 2013. Spatially distributed modeling of soil organic matter across China: an application of artificial neural network approach. *Catena*, 104:210-218

144. Liang X., Lettenmaier D.P., Wood E.F., Burges S.J. 1994. A simple hydrologically based model of land surface water and energy fluxes for general circulation models. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 99(D7):14415-14428

145. Lin L. 1989. A concordance correlation coefficient to evaluate reproducibility. *Biometrics*, 45:255-268

146. Liu W., Chen S., Qin X., Baumann F., Scholten T., Zhou Z., Sun W., Zhang T., Ren J., Qin D. 2012. Storage, patterns and control of soil organic carbon and nitrogen in the northeastern margin of the Qinghai-Tibetan Plateau. *Environmental Research Letters*, 7(3):035401

147. Mabit L., Bernard C., Makhoul M., Laverdière M.R. 2008. Spatial variability of erosion and soil organic matter content estimated from <sup>137</sup>Cs measurements and geostatistics. *Geoderma*, 145(3):245-251

148. Mahalanobis, P.C. 1936. On the generalized distance in statistics. National Institute of Science of India.

149. Malone B.P., McBratney A.B., Minasny B., Laslett, G.M. 2009. Mapping continuous depth functions of soil carbon storage and available water capacity. *Geoderma*, 154:138-152

150. Malone B.P., Minasny B., McBratney A. B. 2017. Digital Soil Mapping. In *Using R for Digital Soil Mapping* (pp. 1-5). Springer, Cham.

151. Martin M.P., Orton T.G., Lacarce E., Meersmans J., Saby N.P.A., Paroissien J.B., Joliveta C., Boulonne L., Arrouays D. 2014. Evaluation of modelling approaches for predicting the spatial distribution of soil organic carbon stocks at the national scale. *Geoderma*, 223:97-107

152. Martin M.P., Wattenbach M., Smith P., Meersmans J., Jolivet C., Boulonne L., Arrouays D. 2011. Spatial distribution of soil organic carbon stocks in France. *Biogeosciences*, 8:1053-1065

153. McBratney A.B., Santos M.L.M., Minasny B. 2003. On digital soil mapping. *Geoderma* 117:3-52

154. McKenzie, N.J., Ryan P.J. 1999. Spatial prediction of soil properties using environmental correlation. *Geoderma*, 89(1):67-94
155. Meersmans J., De Ridder F., Canters F., De Baets S., Van Molle M. 2008. A multiple regression approach to assess the spatial distribution of Soil Organic Carbon (SOC) at the regional scale (Flanders, Belgium). *Geoderma*, 143(1):1-13
156. Meersmans J., Van Wesemael B., De Ridder F., Van Molle M. 2009. Modelling the three-dimensional spatial distribution of soil organic carbon (SOC) at the regional scale (Flanders, Belgium). *Geoderma*, 152(1):43-52
157. Meersmans J., Van Wesemael B., Goidts E., Van Molle M., De Baets S., De Ridder F. 2011. Spatial analysis of soil organic carbon evolution in Belgian croplands and grasslands, 1960–2006. *Global Change Biology*, 17(1): 466-479
158. Merz B., Plate E.J. 1997. An analysis of the effects of spatial variability of soil and soil moisture on runoff. *Water Resources Research*, 33(12):2909-2922
159. Minasny B., Malone B.P., McBratney A.B., Angers D.A., Arrouays D., Chambers A., Field D.J., 2017. Soil carbon 4 per mille. *Geoderma*, 292:59-86
160. Minasny B., McBratney A.B., Malone B.P., Wheeler I. 2013. Digital mapping of soil carbon. *Advances in Agronomy*, 118(3):4
161. Minasny B., McBratney A.B., Mendonça-Santos M.L., Odeh I.O.A., Guyon B. 2006. Prediction and digital mapping of soil carbon storage in the Lower Namoi Valley. *Soil Research*, 44:233-244
162. Mishra U., Lal R., Slater B., Calhoun F., Liu D., Van Meirvenne M. 2009. Predicting soil organic carbon stock using profile depth distribution functions and ordinary kriging. *Soil Science Society of America Journal*, 73(2):614-621
163. Mishra U., Torn M.S., Masanet E., Ogle S.M. 2012. Improving regional soil carbon inventories: Combining the IPCC carbon inventory method with regression kriging. *Geoderma*, 189:288-295
164. Moore I.D., Gessler P.E., Nielsen G.A., Peterson G.A. 1993. Soil attribute prediction using terrain analysis. *Soil Science Society of America Journal*, 57(2):443-452
165. Morbidelli R., Corradini C., Govindaraju, R.S. 2006. A field - scale infiltration model accounting for spatial heterogeneity of rainfall and soil saturated hydraulic conductivity.

Hydrological Processes, 20(7):1465-1481

166. Mulder V. L., Lacoste M., Richer-de-Forges A.C., Martin M.P., Arrouays D. 2016. National versus global modelling the 3D distribution of soil organic carbon in mainland France. *Geoderma*, 263:16-34

167. Nelson M.A., Odeh I.O.A. 2009. Digital soil class mapping using legacy soil profile data: a comparison of a genetic algorithm and classification tree approach. *Soil Research*, 47(6):632-649

168. Nyssen J., Temesgen H., Lemenih M., Zenebe A., Haregeweyn N., Haile M. 2008. Spatial and temporal variation of soil organic carbon stocks in a lake retreat area of the Ethiopian Rift Valley. *Geoderma*, 146(1): 261-268

169. Odeh I.O.A., McBratney A.B., Chittleborough D.J. 1994. Spatial prediction of soil properties from landform attributes derived from a digital elevation model. *Geoderma*, 63(3-4):197-214

170. Olaya, V.F. 2004. A gentle introduction to SAGA GIS. The SAGA User Group eV, Gottingen, Germany, 208. <http://downloads.sourceforge.net/saga-gis/SagaManual.pdf>.

171. Padarian J., Minasny B., McBratney A.B., Dalgliesh, N. 2014. Predicting and mapping the soil available water capacity of Australian wheatbelt. *Geoderma Regional*, 2-3:110-118

172. Papanicolaou A.T.N., Elhakeem M., Wilson C.G., Burras C.L., West L.T., Lin, H.H., Oneal B.E. 2015. Spatial variability of saturated hydraulic conductivity at the hillslope scale: Understanding the role of land management and erosional effect. *Geoderma*, 243:58-68

173. Petrone R.M., Price J.S., Carey S.K., Waddington J.M. 2004. Statistical characterization of the spatial variability of soil moisture in a cutover peatland. *Hydrological Processes*, 18(1):41-52

174. Podwojewski P., Poulencard J., Nguyet M.L., de Rouw A., Nguyen V.T., Pham Q.H., Tran D.T. 2011. Climate and vegetation determine soil organic matter status in an alpine inner-tropical soil catena in the Fan Si Pan Mountain, Vietnam. *Catena*, 87(2):226-239

175. Poggio L., Gimona A., Brown I., Castellazzi M. 2010. Soil available water capacity interpolation and spatial uncertainty modeling at multiple geographical extents. *Geoderma*, 160:175-188

176. Post W.M., Emanuel W.R., Zinke P.J., Stangenberger A.G. 1982. Soil carbon pools and

world life zones. *Nature*, 298:156-159

177. Pouteau R., Rambal S., Ratte, J.P., Gogé F., Joffre R., Winkel T. 2011. Downscaling MODIS-derived maps using GIS and boosted regression trees: the case of frost occurrence over the arid Andean highlands of Bolivia. *Remote Sensing of Environment*, 115:117–129

178. Powers J.P., Schlesinger W.H. 2002. Relationships among soil carbon distributions and biophysical factors at nested spatial scales in rain forests of northeastern Costa Rica. *Geoderma*, 109(3):165-190.

179. Pratt D.A., Ellyett C.D. 1979. The thermal inertia approach to mapping of soil moisture and geology. *Remote sensing of environment*, 8(2): 151-168

180. Prentice I.C., Farquhar G.D., Fasham M.J.R., Goulden M.L., Heimann M., Jaramillo V.J., Wallace D.W. 2001. *The carbon cycle and atmospheric carbon dioxide*. Cambridge University Press.

181. Qiu Y., Fu B., Wang J., Chen L. 2001. Spatial variability of soil moisture content and its relation to environmental indices in a semi-arid gully catchment of the Loess Plateau, China. *Journal of Arid Environments*, 49(4):723-750

182. Qiu Y., Fu B.J., Wang J., Chen L., Meng Q., Zhang Y. 2010. Spatial prediction of soil moisture content using multiple-linear regressions in a gully catchment of the Loess Plateau, China. *Journal of arid environments*, 74(2): 208-220

183. Quinton J.N., Hess, T.M. 2002. Below-ground relationships of soil texture, roots and hydraulic conductivity in two-phase mosaic vegetation in South-east Spain. *Journal of Arid Environments*, 52(4):535-553

184. Rawls W.J., Gimenez D., Grossman R. 1998. Use of soil texture, bulk density, and slope of the water retention curve to predict saturated hydraulic conductivity. *Transactions of the ASAE*, 41(4):983

185. Rawls W.J., Pachepsky Y.A. 2002. Soil consistence and structure as predictors of water retention. *Soil Science Society of America Journal*, 66(4):1115-1126

186. Razakamanarivo R.H., Grinand C., Razafindrakoto M.A., Bernoux M., Albrecht A. 2011. Mapping organic carbon stocks in eucalyptus plantations of the central highlands of Madagascar: a multiple regression approach. *Geoderma*, 162(3-4):335-346

187. Rezaei M., Saey T., Seuntjens P., Joris I., Boëne W., Van Meirvenne M., Cornelis W.

2016. Predicting saturated hydraulic conductivity in a sandy grassland using proximally sensed apparent electrical conductivity. *Journal of Applied Geophysics*, 126:35-41

188. Russell J.S., Moore, A.W. 1968. Comparison of different depth weightings in the numerical analysis of anisotropic soil profile data. *Int Soc Soil Sci Trans*.

189. Saiz G., Bird M.I., Domingues T., Schrodt F., Schwarz M., Feldpausch T.R., Veenendaal E., Djagbletey G., Hien F., Compaore H., Diallo A., Lloyd J. 2012. Variation in soil carbon stocks and their determinants across a precipitation gradient in West Africa. *Global change biology*, 18(5):1670-1683

190. Sanchez P.A., Ahamed S., Carr éF., Hartemink A.E., Hempel J., Huising J., Minasny B. 2009. Digital soil map of the world. *Science*, 325(5941): 680-681

191. Saulnier G.M., Beven K., Obled, C. 1997. Digital elevation analysis for distributed hydrological modeling: Reducing scale dependence in effective hydraulic conductivity values. *Water Resources Research*, 33(9):2097-2101

192. Schaap M.G., Leij F.J., Van Genuchten, M.T. 1998. Neural network analysis for hierarchical prediction of soil hydraulic properties. *Soil Science Society of America Journal*, 62(4): 847-855

193. Schlesinger W.H. 1977. Carbon Balance in terrestrial Detritus. *Annual review of ecology and systematics*, 8:51-81

194. Scull P., Franklin J., Chadwick O.A. 2005. The application of classification tree analysis to soil type prediction in a desert landscape. *Ecological modelling*, 181(1): 1-15

195. Sculla P., Franklina J., Chadwickb O.A., McArthur D. 2003. Predictive soil mapping: a review. *Progress in Physical Geography*, 27(2):171-197

196. Seyfried M. 1998. Spatial variability constraints to modeling soil water at different scales. *Geoderma*, 85(2):231-254

197. Sobieraj J.A., Elsenbeer H., Cameron, G. 2004. Scale dependency in spatial patterns of saturated hydraulic conductivity. *Catena*, 55(1): 49-77

198. Sombroek W.G., Nachtergaele F.O., Hebel A. 1993. Amounts, dynamics and sequestering of carbon in tropical and subtropical soils. *Ambio*, 22:417-426

199. Soomro R., Ahmed M. J., Memon N., Khan, H. 2008. A simple and selective spectrophotometric method for the determination of trace gold in real, environmental, biological, 128

geological and soil samples using bis (salicylaldehyde) orthophenylenediamine. *Analytical chemistry insights*, 3:75

200. Spain A.V., Isbell R.F., Probert M.E. 1983. Soil organic matter. *Soils: an Australian viewpoint*, 551-563.

201. Sumfleth K., Duttman R. 2008. Prediction of soil property distribution in paddy soil landscapes using terrain data and satellite information as indicators. *Ecological indicators*, 8(5):485-501

202. Tesfaye M.A., Bravo F., Ruiz-Peinado R., Pando V., Bravo-Oviedo A. 2016. Impact of changes in land use, species and elevation on soil organic carbon and total nitrogen in Ethiopian Central Highlands. *Geoderma*, 261:70-79

203. Tian G., Justicia R., Coleman D.C., Carroll C.R. 2007. Assessment of soil and plant carbon levels in two ecosystems (woody bamboo and pasture) in Montane Ecuador. *Soil Science*, 172:459-468

204. Tidwell V.C., Moreland B.D., Zemlick K.M., Roberts B.L., Passell H.D., Jensen D., Larsen S. 2014. Mapping water availability, projected use and cost in the western United States. *Environmental Research Letters*, 9(6):064009

205. Tsui C.C., Chen Z.S., Hsieh C.F. 2004. Relationships between soil properties and slope position in a lowland rain forest of southern Taiwan. *Geoderma*, 123(1-2):131-142

206. Van Wambeke A.R. 2000. The Newhall Simulation Model for estimating soil moisture & temperature regimes. Conservation Service: Department of Crop and Soil Sciences Cornell University, Ithaca, NY USA. <http://www.bfenvironmental.com/pdfs/nsmt.pdf>

207. Vandevivere P., Baveye P. 1992. Saturated hydraulic conductivity reduction caused by aerobic bacteria in sand columns. *Soil Science Society of America Journal*, 56(1):1-13

208. Vaysse K., Lagacherie P. 2015. Evaluating digital soil mapping approaches for mapping GlobalSoilMap soil properties from legacy data in Languedoc-Roussillon (France). *Geoderma Regional*, 4:20-30

209. Wang J., Pan X., Liu Y., Zhang X., Xiong Z., 2012. Effects of biochar amendment in two soils on greenhouse gas emissions and crop production. *Plant Soil*, 360 (1-2):287–298

210. Wang J.R., Letchford T., Comeau P., Kimmins J.P. 2000. Above-and below-ground biomass and nutrient distribution of a paper birch and subalpine fir mixed-species stand in the

Sub-Boreal Spruce zone of British Columbia. *Forest Ecology and Management*, 130 (1):17–26

211. Wang K., Zhang C.R., Li W.D. 2013. Predictive mapping of soil total nitrogen at a regional scale: A comparison between geographically weighted regression and cokriging. *Applied Geography*, 42(8):73-85

212. Wang S., Wang X., Ouyang Z. 2011. Effects of land use, climate, topography and soil properties on regional soil organic carbon and total nitrogen in the Upstream Watershed of Miyun Reservoir, North China. *Journal of Environmental Sciences*, 24(3):387-395

213. Wang S., Zhuang Q., Wang Q., Jin X., Han, C. 2017. Mapping stocks of soil organic carbon and soil total nitrogen in Liaoning Province of China. *Geoderma*, 305:250-263

214. Wang Y., Fu B., Lü Y., Song C., Luan Y. 2010. Local-scale spatial variability of soil organic carbon and its stock in the hilly area of the Loess Plateau, China. *Quaternary Research*, 73(1):70-76

215. Wang Z.M., Zhang B., Song K.S., Liu D.W., Li F., Guo Z.X., Zhang S.M. 2008. Soil organic carbon under different landscape attributes in croplands of Northeast China. *Plant Soil Environ*, 54(10): 420-427

216. Webster R., Burgess T.M. 1980. Optimal interpolation and isarithmic mapping of soil properties, III. Changing drift and universal kriging. *Journal of Soil Science*, 31:505–524

217. Were K., Bui D.T., Dick Ø.B., Singh B.R. 2015. A comparative assessment of support vector regression, artificial neural networks, and random forests for predicting and mapping soil organic carbon stocks across an Afrotropical landscape. *Ecological Indicators*, 52:394-403

218. Western A.W., Grayson R.B., Blöschl G., Willgoose G.R., McMahon T.A. 1999. Observed spatial organization of soil moisture and its relation to terrain indices. *Water resources research*, 35(3):797-810

219. Western A.W., Zhou S.L., Grayson R.B., McMahon T.A., Blöschl G., Wilson D.J. 2004. Spatial correlation of soil moisture in small catchments and its relationship to dominant spatial hydrological processes. *Journal of Hydrology*, 286(1):113-134

220. Williams C.J., McNamara J.P., Chandler D.G. 2009. Controls on the temporal and spatial variability of soil moisture in a mountainous landscape: the signature of snow and complex terrain. *Hydrology and Earth System Sciences*, 13(7):1325-1336

221. Wösten J.H.M., Pachepsky Y.A., Rawls W.J. 2001. Pedotransfer functions: bridging the



gap between available basic soil data and missing soil hydraulic characteristics. *Journal of hydrology*, 251(3-4):123-150

222. Xiang S., Nie F., Zhang, C. 2008. Learning a Mahalanobis distance metric for data clustering and classification. *Pattern Recognition*, 41(12):3600-3612

223. Yang L., Zhu A.X., Qi F., Qin C.Z., Li B.L. 2013. An integrative hierarchical stepwise sampling strategy and its application in digital soil mapping. *International Journal of Geographical Information Science*, 27(1):1-23

224. Yang R., Rossiter D.G., Liu F., Lu Y., Yang F., Yang F., Zhang G. 2015. Predictive mapping of topsoil organic carbon in an alpine environment aided by Landsat TM. *PloS one*, 10(10):e0139042

225. Yang R., Zhang G., Liu F., Lu Y., Yang F., Yang F., Yang M., Zhao Y., Li D. 2016a. Comparison of boosted regression tree and random forest models for mapping topsoil organic carbon concentration in an alpine ecosystem. *Ecological Indicators*, 60: 870-878

226. Yang, R., Zhang G., Yang F., Zhi J., Yang F., Liu F., Zhao Y., Li D. 2016b. Precise estimation of soil organic carbon stocks in the northeast Tibetan Plateau. *Scientific reports*, 6:21842

227. Zhao Z., Chow T.L., Rees H.W., Yang Q., Xing Z., Meng F.R. 2009. Predict soil texture distributions using an artificial neural network model. *Computers and electronics in agriculture*, 65(1):36-48

228. Zheng D., Hunt E.R., Running S.W. 1996. Comparison of available soil water capacity estimated from topography and soil series information. *Landscape Ecology*, 11(1):3-14

229. Zhu A.X., Band L., Vertessy R., Dutton B. 1997. Derivation of soil properties using a soil land inference model (SoLIM). *Soil Science Society of America Journal*, 61(2): 523-533

230. Zhu A.X., Hudson B., Burt J., Lubich K., Simonson D. 2001. Soil mapping using GIS, expert knowledge, and fuzzy logic. *Soil Science Society of America Journal*, 65(5):1463-1472

231. Zhu A.X., Yang L., Li B., Qin C., English E., Burt J.E., Zhou C. 2008. Purposive sampling for digital soil mapping for areas with limited data. In: Hartemink, A.E. (Ed.), *Digital Soil Mapping With Limited Data*. Springer, 33-245

## 致谢

“书声琅琅终有别，背囊万里展雄豪”，毕业带来伤感，我们走向辉煌。用了五年时间，终于可以期待对自己的博士生涯画上句号，获得博士学位。在学习期间，我获得了许多老师、同学和朋友的关怀与帮助。在学位论文即将完成之际，向所有期间给予我支持、帮助和鼓励的人表示我最诚挚的谢意。

感谢我的导师王秋兵教授、张甘霖研究员和 Qianlai Zhuang 教授。三位老师渊博的学识、诲人不倦的高尚师德，严谨的治学态度、精益求精的科研精神，严以律己、宽以待人的崇高风范，朴实无华、平易近人的人格魅力对我影响深远。科研中，老师们倾注大量了时间和精力，无数次点拨我，帮我克服科研难关。生活中，老师们给予家长式的关心，无微不至。在此，衷心的感谢三位老师的培养与关心。

感谢张玉龙教授、汪景宽教授、依艳丽教授、梁成华教授、邹洪涛教授、贾树海教授、边振兴副教授、韩春兰副教授、钱凤魁副教授、孙福军副教授、刘洪斌副教授以及土地与环境学院所有的老师，你们求真务实、扎实创新的科研精神深深的激励我。感谢南京土壤研究所的赵玉国研究员、李德成研究员、杨金玲研究员、赵永存研究员、刘峰副研究员和宋效东副研究员在论文的开题和中期进展中给予宝贵的建议。感谢南京大学的杨琳副教授和阿肯色大学的 Kabindra Adhikari 博士后在科研论文修改过程中给予的指导和帮助。感谢南京土壤研究所土壤资源与遥感应用研究室的周宁老师和谢阿姨在生活中给予的鼓励与支持。感谢沈阳农业大学土壤资源与土壤信息课题组的兄弟姐妹：王妍、郭宇、马志强、张庆杰、贾璐、张琳琳、孙忠戈、施德志、王英杰、赫静文、张芬、王艳萍、朱志坚、潘瑶、邵岩、高建飞、王洪志。感谢南京土壤研究所土壤资源与遥感应用

课题组的兄弟姐妹：杨帆、杨飞、杨仁敏、芦园园、曾荣、赵晓蕊、杨顺华、支俊俊、鞠兵、杨蓓、杨敏、邱霞霞、易晨、庄翔宇、金城伟、李璇、李山泉、赵明松、黄来明、韩光中、左双苗和魏昌龙。正是有你们，才使实验室充满着欢快氛围，我的博士生涯才能愉快的渡过。

感谢我的父母，感谢你们赐予我生命、无私的赋予与养育之恩，承担了生活中所有的辛酸和沧桑，谢谢你们一直信任我、支持我。感谢我的女友金鑫鑫，感谢上天令我们相遇、感谢缘分令我们相思、感谢生活令我们相知、感谢真心令我们相爱，感谢你，一路陪伴，让我幸福温暖。

王帅

2018年2月

## 攻读学位论文期间发表文章

1. **Wang S.**, Wang Q., Adhikari, K., Jia S., Jin X., Liu H. 2016. Spatial-Temporal Changes of Soil Organic Carbon Content in Wafangdian, China. *Sustainability*, 8(11):1154.
2. **Wang S.**, Zhuang Q., Wang Q., Jin X., Han C. 2017. Mapping stocks of soil organic carbon and soil total nitrogen in Liaoning Province of China. *Geoderma*, 305(1): 250-263.
3. **Wang S.**, Adhikari K., Jin X., Wang Q. 2018. Role of environmental variables in the spatial distribution of soil carbon (C), nitrogen (N), and C:N ratio from the northeastern coastal agroecosystems in China. *Ecological Indicators*, 84: 263-272.
4. **Wang S.**, Zhuang Q., Jin X., Wang Q., Jia S. 2018. Spatial Variations of Soil Organic Carbon Stocks in a Coastal Hilly Area of China. *Geoderma*, 314: 8-19.
5. Bian Z., **Wang S.**, Wang Q., Yu M., Qian F. 2017. Effects of urban sprawl on arthropod communities in peri-urban farmed landscape in Shenbei New District, Shenyang, Liaoning Province, China. *Scientific Reports*, 8(1):101.
6. **Wang S.**, Jin X., Adhikari K., Li W., Yu M., Bian Z. and Wang Q. 2018. Mapping total soil nitrogen from a site in northeastern China. *Catena*, 166: 134-146.
7. 马志强, 王秋兵, **王帅**, 施德志, 孙忠戈. 2015. 冻融作用对棕壤水溶性盐和土壤氧化物的影响. *水土保持学报*, 29(2): 193-197.
8. 马志强, 王秋兵, **王帅**, 施德志, 孙忠戈. 2015. 沈阳棕壤氧化还原电位动态变化的研究. *土壤*, 47(5): 989-993.
9. 金鑫鑫, 汪景宽, 孙良杰, **王帅**, 裴久渤, 安婷婷, 徐英德. 2017. 稳定  $^{13}\text{C}$  同位素示踪技术在农田土壤碳循环和团聚体固碳研究中的应用进展. *土壤*, 49(2): 217-224.

计：学位论文 134 页

表 格 22 个

插 图 29 幅