

# 数字国土空间规划背景下的新空间认知与分析

□ 胡晓艳, 赵珂, 夏清清, 王杰楠

[摘要] 数字化的国土空间规划, 以大数据浪潮下的数字化、网络化、智能化为转型的基本逻辑, 以全域、全要素的高质量发展为规划的核心目标。从土地覆盖到科学透明、合理有效的土地占用, 需要对其全要素、多属性进行深刻理解, 对全域关键资源进行合理的战略布局, 积极探索更加透彻认知与分析空间本身、多维属性特征及其相互关系的新方法。基于此, 文章在明晰数字国土空间新内涵的基础上, 探讨数字化技术赋予地理空间认知与分析的新可能, 提出能有效回应大数据时代、发挥数字化优势的“网络化认知新逻辑+智能化分析新方法”, 提升对“地尽其用、高质发展”的国土空间规划的科学支撑。

[关键词] 数字国土空间规划; 大数据; 高质量发展; 网络化认知; 智能化分析

[文章编号] 1006-0022(2020)24-0052-08 [中图分类号] TU981 [文献标识码] B

[引文格式] 胡晓艳, 赵珂, 夏清清, 等. 数字国土空间规划背景下的新空间认知与分析 [J]. 规划师, 2020(24): 52-57.

New Space Cognition and Analysis in Digital National Territory Spatial Planning/Hu Xiaoyan, Zhao Ke, Xia Qingqing, Wang Jienan

**[Abstract]** With new technologies of big data, networking, and intelligence, digital national territory spatial planning shall hold high quality development vision, study full coverage land uses and all elements characters, analyzes the multiple attributes of space and its interaction with other elements. The paper reveals the possibilities of geographical space cognition and analysis empowered by digital technology, studies the new method of networking cognition and smart analysis, and improves rational support of national territory spatial planning for optimal land use and high quality development.

**[Key words]** Digital national territory spatial planning, Big data, High quality development, Networking cognition, Smart analysis

## 0 引言

当前我国正由传统的建造式规划转向追求全域、全要素高质量发展的综合国土空间规划。规划的物质载体已经由单纯的建筑、用地、道路等转向承载着各类复杂资源及属性特征的土地覆盖, 而如何认知与分析空间本身及其背后复杂多样的属性特征和相互关系, 实现从土地覆盖到土地利用之间科学透明、合理有效的土地占用, 已经成为当前国土空间规划的关键所在。

在大数据的浪潮下, 数据的价值已经上升到战略高度<sup>[1]</sup>, 数据化作为现代技术的发展趋势, 能将生活世界转变为数据, 并将其转化为一种新的价值呈现出来<sup>[2]</sup>。

但多源、多维的属性数据在充分反映国土空间政治、经济、社会、文化等信息的同时, 也容易使规划落入数据清洗困难、数据爆炸增长的“陷阱”。因此, 如何把握数据驱动的机遇, 突破多源数据认知与分析的困境, 构建更综合、科学与智能的新认知与分析方法, 是值得深思的问题。

首先, 本文通过梳理数字国土空间的新内涵, 揭示数字国土空间规划背景下国土空间可模拟、可计算、可关联的数字化和属性化的新特性。其次, 探讨如何构建对国土空间网络化、结构化、探索式的认知与理解, 突破传统地理科学对空间功能的割裂与对要素属性的简单叠合。最后, 提出更具实践性的、智能化的分析

[作者简介] 胡晓艳, 重庆大学建筑城规学院城乡规划系硕士研究生。  
赵珂, 通讯作者, 重庆大学建筑城规学院教授、博士生导师。  
夏清清, 重庆大学建筑城规学院城乡规划系博士研究生。  
王杰楠, 重庆大学建筑城规学院城市规划系硕士。

手段与方法。在数字国土空间新内涵、新认知与新分析的综合讨论中,提升对国土空间规划更全面、更深刻的理解,充分发挥大数据逻辑与技术的新优势,促进“地尽其用”<sup>[3]</sup>,实现高质量、可持续、智慧化的国土空间规划发展。

## 1 数字国土空间的数字化属性内涵

传统地理科学对空间的认知,基本还停留在以笛卡尔几何坐标系为基础的绝对空间上。受技术的局限,对于地理空间的地质、地貌、土壤、植被等多重属性只能以分层的方式进行简单的叠合,导致空间的自相关性及空间属性之间的跨维关联性难以感知与描述,往往只能基于经验以相对主观的方式对空间的特征与功能进行模糊的价值判断,不可避免地会将复杂的“空间宫殿”割裂成单一的“地块孤岛”。而如今信息技术的发展为这一困境的解答带来了全新的突破。

### 1.1 可模拟的数字化空间

数字国土空间规划最大的特征是空间的数字化,可以通过数字技术对空间进行建模,其中最典型的就是山水模拟过程。通过山水模拟修正后得到的山水结构,得以认知整个城市最基础的地理标识,以其作为空间描述的简单坐标系,展开后续多要素交织的延展分析。

例如,结合GIS的地形及水文分析工具,利用Model Builder进行山水模拟建模,首先利用GIS的地形分析工具生成DEM数字高程模型及山体阴影、坡度、坡向;其次模拟分析流域、分级水系等水空间信息;最后提取山顶点、山脊线、山肩线和山脚线等山体空间信息。

整个模拟过程都是基于栅格化的数字空间,通过输入的DEM数据为栅格进行初始赋值,进而结合相关算法进行栅格的再计算,如在填洼阶段的P&D填洼算法及在流向提取阶段的D8流向算法,都可以模拟出初步的山水结构。结合区域的山水信息、山水互锁关系等,对模

拟的山水结构进行修正,最终得到较为清晰的山水本底结构。

### 1.2 可关联的属性化空间

在数字化背景下,将传统规划的简单分层空间转变为多维的数字化属性空间。属性化空间更加关注世界中发生的现象与事物客体之间的关联关系<sup>[4]</sup>,它为事物客体赋予了更多的维度,赋予人们通过关联分析感知事物客体及其属性,理解自然、社会现象的能力<sup>[5]</sup>。

除了最基本的时空维度(如年、月、日和县、乡镇、村等),还有描述要素特性的诸多其他属性(如地形、地貌、土壤、气候、植被、动物、人口、产值等)。这些属性本身在空间上就可能存在空间自相关的性质,同时它们之间很可能会存在相互关联性。因此在认知一个城市的时候,需要对多源、多维的要素属性进行关联分析。

大数据为这种综合性分析提供了技术手段和能力。被分裂成孤立图层进行描述的事物特征,能够重新以数据属性的形式反映到国土空间中,而复杂多样的属性字段将在与时空同层次的维度下进行关联演绎,进而探寻城市政治、经济、社会、生态、文化多方面的内在链接与规律。对国土空间的理解,将不再只是简单的地块规模或交通条件,而是由多维属性及关系表达出来的深层内涵,这有助于理解城市的生长、运转、发展动态及城市各类人群的生产生活方式。

## 2 数字国土空间的网络化认知逻辑

国土空间是一种地理空间,而地理空间认知是人们在日常生活中对地理空间的逐步理解,同时进行地理分析和决策。其涵盖地理空间信息的知觉、存储、编码、记忆和解码等一系列心理过程<sup>[6]</sup>,包括对地理实体的空间位置及属性信息的认知<sup>[7, 8]</sup>。

数字化技术赋予地理空间新的认知。如何使空间位置的展现更具尺度真实感,

如何在多要素属性中凸显出核心信息,如何在多属性智能化分析当中得出关键结论……“可视化+网络式”的认知逻辑将为这些问题提供有效回答。

首先,可视化关注地理实体空间位置及其内涵表达,通过“横向延展”的思路,以最具真实空间感的数据处理方式,认知诸多要素的空间尺度及相互关系,并且围绕某一主题表达出关键信息;其次,网络式针对物质空间载体的多维属性信息,在“横向要素关联”的基础上,构建结构化的认知框架,融入“纵向深度分析”的思考逻辑。

### 2.1 基于可视化的体验式认知

数字国土空间规划的背景是城市的全面信息化,而城市信息可视化是数字城市的基本特征之一<sup>[9]</sup>,高效快速的数据计算与处理能力实现了对城市可视化的认知。

可视化是将数据、信息与知识变换成可视形式的过程,即信息的空间化和符号化处理。它充分利用人类的视觉感知能力和大脑的思维与联想能力,获取知识和规律以及身临其境的体验之感。在数字化国土空间规划中,当人们对地理实体的空间位置进行认知时,可以通过一维测绘数据或二维平面图像记录下来的信息,结合可视化技术,将信息与知识变换成三维立体的可视形式,对城市地理要素(如山川、河流、街道等)进行实景式的认知,这有利于把握空间关系,建立尺度感知,获得人物、事件、情感交织的场所感受。

此外,可视化对于地图构建和对规划功能的抽象突破了制图的纯地理性表达,使规划源于地理而比地理信息更精炼与具有针对性。它更关注结构与位置的呈现,而不执着于这些对象之间的精确边界关系<sup>[10]</sup>。它不只是单纯的二维平面到三维空间的简单转化,更包含了对空间信息概念式的抽象化表达及对关键信息的合理筛选。在具体规划时,它能够通过颜色、形状、大小、标注等维度,

有针对性地凸显多样、多层的要素中最核心的信息，使信息表达始终紧扣一个明晰的规划主题。

2.2 基于复杂性的网络式认知

网络式认知是基于对城市复杂属性的理解而提出的。城市是一个融合了生态、政治、经济、社会、文化等诸多内涵的复杂系统，既是各种信息、物质、能量的载体和聚合体，又是不断演变、动态更替的生长系统。而这种复杂性由于多元利益主体的博弈及市场资本的不断介入，往往又呈现出不完全可预见性，削弱了复杂系统的自调整机制，使得城市的“不均衡”成为常态<sup>[11]</sup>。

受限于数据信息及技术的局限性，人们往往只关注于城市中的单一事物本身及多个事物相互组合方式，忽视了对事物背后深刻逻辑及事物之间相互关联的探索，对城市的理解更多的是类树形的朴素认知。其实，人们面对复杂事物时寻求通过简单逻辑回溯本源的原则<sup>[12]</sup>并非错误，但应当结合数据分析技术，探寻一种更合理的认知逻辑，将事物的多维关系结构化，通过核心认知主线凝练起复杂的事物属性，理解城市的复杂要素构成及动态运转状态，为规划的引导性介入提供基础。

数字国土空间规划赋予了基于多源复杂数据构建网络式认知的可能性。网

络式认知的核心是结构化与关联化，结构化认知形成网络当中不同层级的节点，而节点之间的复杂关联及关系的强弱形成网络中可被赋予权重的连接线，这些连接起来的线与线围合而成的面又为多维视角进行空间分析与描述提供了基础。例如，在对国土空间资源的整体认知当中，首先构建出各类空间的网络一级节点，如林空间、田空间、水空间等。然后将其延展开来，构建各自的优势资源二级节点。最后构建各资源的影响因子三级节点。依据认知精度不断细化与完善网络节点，在此基础上，利用相关性探寻的数据分析手段进行关系网络的构建，并赋予这种关系的强弱及权重属性，同时将时间维度纳入其中，进一步展开后续的动态视野研究。

以关系化、结构化的动态网络视角认知城市，能够更加敏锐地探寻到事物变化中那些不变的价值、内涵与依存条件。这样的认知网络提供了可参照的非线性逻辑的坐标系，可以从各节点出发开展发散式、探索式的分析，进而对关键问题予以合理的干预，调整城市的“不均衡”状态，疏导城市运转机制当中的堵点，促进城市健康、安全地发展。

3 数字化国土空间智能化分析

数字化国土空间智能化分析，是在

新认知逻辑基础上，以问题为导向的更为具体的分析手段和方法。其中，新认知逻辑是站在整个国土空间全域、全要素的视野高度，提出以可视化为代表的实景式感知与关键字表达，并以网络化为核心进行深入性学习与结构化认知。而数字化国土空间智能化分析则是基于网络化认知背后的多源数据，借助计算机技术算法加以实现，是更具实践性的智能化分析手段与方法。

3.1 研究区域

三江侗族自治县（以下简称“三江县”）地处柳州最北端，位于东经 108° 53′ ～ 109° 52′、北纬 25° 22′ ～ 26° 2′，属于亚热带南岭湿润气候区、山地谷地气候区，是湘、桂、黔三省（区）交界地，广西的北门户。境内日照偏少，全年平均气温为 17℃ ～ 19℃，南北气温相差 1℃ ～ 2℃。三江县雨热同季，寒暑分明，晨昏多雾，四季宜耕。境内有 74 条大小河流纵横交错，“三江”得名于其中的三条大江——榕江、浔江与苗江。由于山岭高峻，发源出大量 V 型河谷，境内河流深切，多峡谷发育；土壤以红壤、黄红壤、黄壤为主，土体肥厚，有机质含量高。三江县以林为材、以田为产，依托生态山水孕育了侗、汉、壮、苗、瑶 5 族人民的生产生活。

3.2 基于“RF”的资源适生空间探析

3.2.1 基本原理

随机森林 (Random Forest) 是由 Breiman 于 2001 年提出的一种基于决策树的机器学习算法。它是利用 Bootstrap 重抽样的方法从原始数据中抽取多个样本，首先对每个 Bootstrap 样本进行决策树建模，然后对多棵决策树的预测进行组合，通过投票的方式得出最终结果<sup>[13]</sup>。

该算法将学习数据划分为训练样本和测试样本，训练样本用来构建模型，测试样本则用来检验模型的精度。首先，将现状训练数据打上“good”或“bad”的标签，在离散化处理之后，输入要素

表 1 属性分级标准

| 属性名称  | 属性等级                                                                                                |
|-------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 海拔    | 1 级: <350m; 2 级: 350 ～ 750 m; 3 级: 750 ～ 1 150 m; 4 级: 1 150 ～ 1 550 m; 5 级: >1 550 m               |
| 坡度    | 平坡: <5°; 缓坡: 5° ～ 14°; 斜坡: 15° ～ 24°; 陡坡: 25° ～ 34°; 急坡: 35° ～ 44°; 险坡: ≥ 45°                       |
| 平均气温  | 1 级: <10℃; 2 级: 10 ～ 15℃; 3 级: 15 ～ 20℃; 4 级: 20-25℃; 5 级: >25℃                                     |
| 年降水量  | 1 级: <1 000 mm; 2 级: 1 000 ～ 1 300 mm; 3 级: 1 300 ～ 1 500 mm; 4 级: 1 500 ～ 1 700 mm; 5 级: >1 700 mm |
| 土层厚度  | 薄: <40cm; 中: 40 ～ 79cm; 厚: ≥ 80 cm                                                                  |
| 落叶层厚度 | 薄: <15 cm; 中: 15 ～ 30 cm; 厚: >30 cm                                                                 |
| 腐殖层厚度 | 薄: < 10 cm; 中: 10 ～ 19 cm                                                                           |
| 郁闭度   | 1 级: <0.2; 2 级: 0.2 ～ 0.5; 3 级: 0.5 ～ 0.8; 4 级: >0.8                                                |

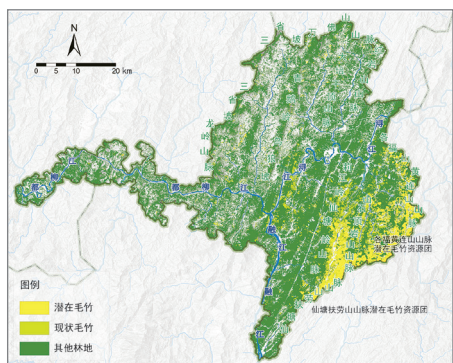


图 1 毛竹适生性预测结果

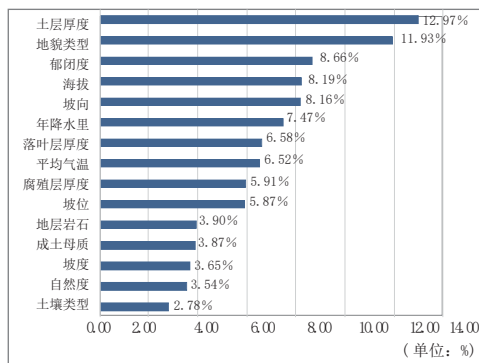
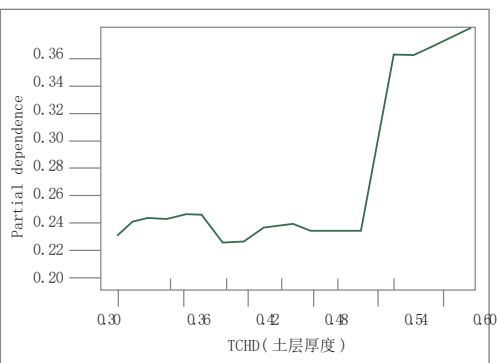


图 2 立地因子影响重要性



的影响因子及目标变量综合数据，通过机器学习构建多棵决策树，投票产生最优决策树，完成随机森林模型构建并计算各因子对目标变量的影响程度，得到影响“good”和“bad”结果的各主导因素的权重大小。最终，将训练得到的决策规则代入测试样本，将测试数据打上“good”或“bad”标签，完成预测。

### 3.2.2 分析方法

在此以三江县的特色资源——毛竹为例展开分析。

#### (1) 毛竹适生性标签判断。

基于传统学习的原则，通过机器学习获得毛竹的空间生长规律和传统种植经验。以三江县现有的大型毛竹生产基地作为学习的参照，并将其所在空间图斑的“毛竹适生性”属性打上“good”的标签；利用相关数据（如毛竹的胸径、树高、立地指数等），将生长不佳的毛竹筛选出来，将其所在图斑的“毛竹适生性”属性字段赋值“bad”标签。所有被打上标签的数据形成毛竹适生性分析随机森林模型的学习数据，剩下的则为预测数据。

#### (2) 毛竹适生性因子选取。

根据毛竹的生长环境条件，提取出参与随机森林模型训练的适生性因子集，包括：地质因子，如地层岩石（DCYS）、成土母质（CTMZ）；地形因子，如海拔（HB）、坡度（PD）、坡向（PX）、坡位（PW）；地貌因子，如地貌类型（DMLX）；气候因子，如平均气温（PJQW）、年降水量（NJSL）；土壤因子，如土壤类型（TRLX）、土层厚

度（TCHD）、落叶层厚度（LYCHD）、腐殖层厚度（FZCHD）；植被因子，如自然度（ZRD）、郁闭度（YBD）。

#### (3) 连续数据离散化处理。

在毛竹生长立地因子信息中，海拔、坡度、平均气温、年降水量、土层厚度、落叶层厚度、腐殖层厚度和郁闭度属于连续变量。对连续变量进行离散化处理，有助于提高模型的预测精度。依据《广西森林资源连续清查技术第七次复查操作细则》（2005 年）及三江县实际情况进行分级离散化处理，得到属性分级标准（表 1）。

#### (4) 随机森林模型的训练。

将含有“毛竹适生性”标签的学习数据按 7：3 划分为训练样本和测试样本，训练样本用于模型构建，测试样本则用于检验模型的预测精度。借助 python，输入训练样本及测试样本，黑箱学习得到基于随机森林的毛竹适生性分析模型，并输出模型的泛化程度（预测准确度）：92.5%。由此可知，利用该模型学习并探索毛竹的适生性空间具有可行性及有效性。

#### (5) 毛竹适生性空间预测。

将预测数据放入训练得到的随机森林模型，得到各空间图斑的毛竹适生性预测结果，利用 GIS 将预测结果可视化处理（图 1）。可以观察到：潜在的毛竹适宜性生长空间主要分布在斗江镇、高基瑶族乡以及和平乡内，靠近三江县东、东南边界，形成较为集中的两个分布区域。在和平乡内，沿着仙塘山—抚劳山

山脉、沿板六河成线状分布；在斗江镇和高基瑶族乡内，沿各福山—黄连山山脉成带状分布；其余的潜在毛竹适宜性生长空间则在境内零散分布。

#### (6) 立地因子重要性评估。

运用随机森林模型进行变量重要性评估，分析 15 个立地因子对毛竹生长的影响程度，其中影响最深的因子是土层厚度，影响较小的因子是土壤类型（图 2 左）。因为土层厚度影响了土壤的肥力、微生物的生长及植物根系的吸收，而毛竹根系集中稠密，竹秆生长快，生长量大，在厚层肥沃的土壤中的长势会更好，因此土层厚度对毛竹影响较大；而由于三江县毛竹种植区域多为黄壤、红壤、黄红壤土，土壤类型较少，因此其对毛竹生长的影响作用并不明显。

随机森林模型也可以给出每个立地因子对于毛竹生长适宜性的影响。图 2 右显示了土层厚度对毛竹生长适宜性的影响（离散化后），它表明毛竹生长适宜性与土层厚度之间呈明显的正相关关系，即土层厚度越大、土壤肥力越强的区域，毛竹生长适宜性越高。

## 3.3 基于“ESDA”的区域腹地关系探寻

### 3.3.1 基本原理

探索式空间数据分析本质上是一种“数据驱动”的分析方法，它以空间关联测度为核心，通过对事物或现象空间分布格局的描述与可视化，发现空间集聚和空间异常，揭示研究对象之间的空

间相互作用机制<sup>[14-16]</sup>。

探索式空间数据分析主要包括全局及局部自相关分析方法。前者是一种基于总体统计指标的分析方法,一般采用Moran's I指数、Geary's C系数、Getis' G系数等对空间要素进行指标分析,探测属性值在整个研究区域的空间模式,仅能说明所有区域与周边地区之间空间差异的平均程度。后者则是一种基于局部统计指标的分析,一般通过LISA分析、G统计等,衡量空间上某一单元与邻接单元的相关程度<sup>[17]</sup>,如分析研究区域内每个对象的变量观测值,可以得出每个对象在其邻域空间的集聚与扩散分布状态。

### 3.3.2 分析方法

#### (1) 溯源历史,明确分析大区域。

回溯三江县的发展沿革与历史,从民族迁徙(社会)、置寨建堡(军事)、物产交易(经济)三大方面,初步得到其历史腹地与交流范围,将其作为本次空间分析的大区域范围。

在民族迁徙方面(图3左),因为躲

避战乱、从军任职、逃荒屯田等原因,侗族、汉族、苗族、壮族、瑶族人在宋末年代起,从黔湘赣、闽粤、黔湘、桂南、粤湘迁徙至三江县,形成了“壮居水头,苗居山头,汉居地头”五族汇聚的景象,三江也由此成为侗族分支最多的城镇。

在军事置寨方面(图3中),于融、浔两江交口的王口寨(今老堡),原为黔中群舸夜郎蛮地,宋朝初年是广南西路最贴近黔湘土著民族的军事据点。作为诚融通道南段与东西路的分岔口,王口寨(今老堡)是历代北上湘西、黔南制蛮的战略高地,三江的军事势力范围直抵融安与靖州。

在物产交易方面(图3右),王口寨(今老堡)作为官设转买务之地,是宋代湘桂黔交界地带蛮汉交易最繁盛的口岸。依托诚融通道,三江成为融江上游湘盐南出、广西运盐入湘的双向转销枢纽。在物产交流当中,逐渐与龙胜、榕江、融安、柳州、靖州等地之间形成了经济物产交流的关联区域。

综合三大方面的分析,得到北至湘

西土家族苗族自治州、东至富川瑶族自治县、南至来宾市、西至贵阳市的研究大区域范围。

#### (2) 全局空间自相关分析。

全局自相关分析即整个区域的空间关联性分析,常用全局空间关联性指标来反映。以区域产业经济的空间自相关分析为例,首先利用历年数据,计算得到大区域范围内每个市县的产业经济指标,然后借助GIS的“Spatial Statistics Tools\_Analyzing Patterns\_Spatial Autocorrelation”工具,运用Moran's I全局莫兰指数进行区域产业经济的全局自相关分析。

表2为三江县及周边区域大范围历年产业经济Moran's I指数及其显著性。由此可知,该大范围区域产业经济的Moran's I指数均为正,各地经济产业存在空间正相关性,这表明该区域经济产业水平整体趋同,呈现空间集聚性,一般多属于高一高或低一低集聚类型。但其Moran's I指数整体都偏低,表明其空间正相关性并不显著。



图3 历史腹地研判

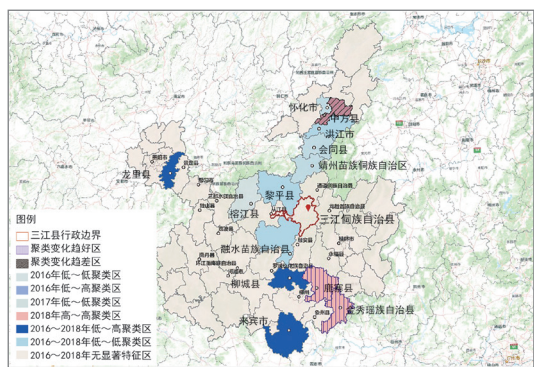


图4 区域产业经济局部自相关分析

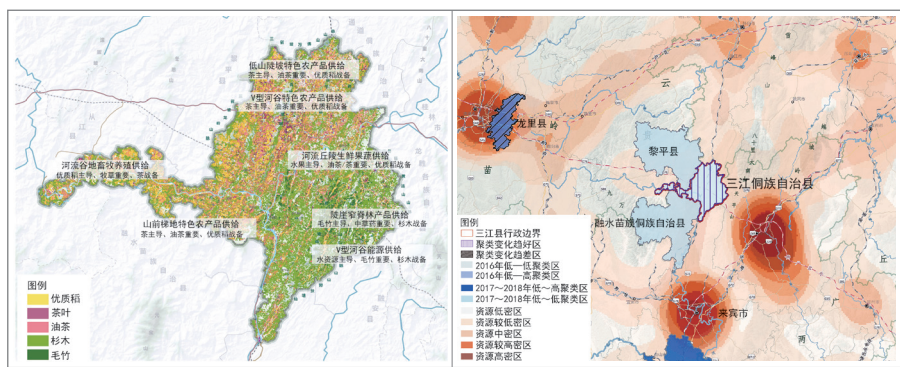


图5 资源供给格局及区域竞合关系

表 2 区域产业经济全局自相关分析

| 年份     | Moran's I | P 值   |
|--------|-----------|-------|
| 2015 年 | 0.4532    | 0.008 |
| 2016 年 | 0.4674    | 0.005 |
| 2017 年 | 0.4543    | 0.006 |
| 2018 年 | 0.4807    | 0.012 |

(3) 局部空间自相关分析。

局部自相关分析用于分析区域内各个地域单元的空间关联性，常用局部空间自相关指标反映。仍以区域产业经济的空间自相关分析为例，将上一步骤计算得到大区域范围内每个市县的经济产业指标，利用“Spatial Statistics Tools\_Mapping Clusters\_Cluster and Outlier Analysis”工具，进行 Local Moran's I 局部莫兰指数的计算（图 4）。

城市体系是一种空间网络结构，不同的城市承担不同职能，具有不同的规模等级，因此基于不同的非原位的资源需求，城市与城市之间、城市与区域之间会自组织地形成道路交通、电子通讯等联系通道，而在联系过程中会形成各自势力范围，由此形成腹地关系，构成点（城市）、线（联系）、面（区域）的空间网络结构。这种结构涉及的时空、资源、城市等信息是十分复杂的，因此可以借助机器学习的数字算法与技术，找到城镇之间的空间关联性。通过分析可知，三江县深居发展洼地，其在桂、湘、黔省际边界的城镇群当中处于无显著聚类区，其周边也多为低—低聚类区域，因此可考虑将其作为三江的腹地合作发展区域。

4 结论及展望

基于随机森林的资源空间生长适宜性分析（图 5 左），旨在利用机器学习对多维数据进行综合分析，探索各类资源的最优生态位，挖掘其潜在的适生性空间。在国土空间规划中，通过这一分析方法可以得到资源的现状及机会供给格局，为进一步的规划发展战略的制定提

供资源战备底图，促进对资源的格局化利用，明确发展定位，谋划发展图景。同时，它能够深化“双评价”中的国土空间开发适宜性评价，充分发挥每一块国土空间的最佳用途、最优效益和最大价值，实现“地尽其用”的高质量发展。

基于探索式数据空间分析的区域腹地关系探寻（图 5 右），则是借助大数据算法与技术手段，回归到一种学习最本质的思维方式——“试错式”的探索，即在因果逻辑失效的情况下，以一种探寻式、摸索式的方法去发现和捕捉事物的空间自相关规律。通过区域产业经济、交通条件、人口条件等多维指标的空间自相关探寻，结合区域资源条件分布，深化对自身发展状况的认知，明晰研究区域的腹地关系，进而把握区域的竞合关系，思索如何在桂、湘、黔省际边界的城镇群发展总体相似性较高的发展洼地中，利用自身优势，促进区际间的协同合作与发展。

当前的国土空间规划旨在借势大数据浪潮，促进城市高质量、可持续的发展。应当集成并挖掘多源数据，促进对国土空间全域、全要素的深入理解，守住底线以尊重自然生态环境、整备资源以谋求高质量发展、洞察腹地以把握区域竞合关系，才能够真正遵循生态原则、运筹资源格局、立足区域视角，探索出一条有效的“底线保护+资源赋能+区域共赢”的国土空间规划发展新思路。

[参考文献]

[1] 王磊，吴啸. 数据驱动的规划新技术模式思考与实践 [J]，2019.  
[2] 闫坤如，李宏. 大数据时代的“统计陷阱”及其规避探析 [J]. 学术研究，2020(5): 23-28.  
[3] Gorzelak, Grzegorz. Polish Perspectives: Green Paper on Territorial Cohesion, Turning Territorial Diversity into Strength[J]. Regions: The Newsletter of the Regional Studies Association (Regional Studies Association), 2009(276): 15-17.  
[4] 郭庆胜，黄远林，郑春燕，等. 空间推理与渐进式地图综合 [M]. 武汉: 武汉

大学出版社，2007.

[5] 石崧，宁越敏. 人文地理学“空间”内涵的演进 [J]. 地理科学，2005(3): 334-335.  
[6] LLOYD R. Spatial Cognition-Geographic Environments[M]. Dordrecht : Kluwer Academic Publishers, 1997.  
[7] GOODCHILD M F, EGENHOFER M J, KEMP K K, et al. Introduction to the varenis project[J]. INT. J. Geographical Information Science, 1999(8): 731-745.  
[8] 罗布·基钦，马克·布莱兹. 地理空间认知 [M]. 北京: 测绘出版社，2018.  
[9] 陈大伟，王乘，李利军. 面向数字城市的城市规划可视化系统设计及其实现 [J]. 计算机系统应用，2005(11): 10-13.  
[10] 江山. 欧洲空间规划可视化演进研究 [J]. 建筑与文化，2020(3): 70-71.  
[11] Hopkins L D. Urban Development: The Logic of Making Plans[M]. London: Island Press, 2001.  
[12] 肖彦，孙晖. 如果城市并非树形——亚历山大与萨林加罗斯的城市设计复杂性理论研究 [J]. 建筑师，2013(6): 76-83.  
[13] BREIMAN L. Random Forests[J]. Machine Learning, 2001(1): 5-32.  
[14] 吴健生，乔娜，彭建，等. 露天矿区景观生态风险空间分异 [J]. 生态学报，2013(12): 3816-3824.  
[15] 谢花林. 基于景观结构和空间统计学的区域生态风险分析 [J]. 生态学报，2008(10): 5020-5026.  
[16] 吴剑，陈鹏，文超祥，等. 基于探索性空间数据分析的海坛岛土地利用生态风险评价 [J]. 应用生态学报，2014(7): 2056-2062.  
[17] Anselin L. Local Indicators of Spatial Association—LISA[J]. Geographical Analysis, 1995(2): 93-115.

[收稿日期] 2020-08-27;

[修回日期] 2020-10-12