

DOI:10.13203/j.whugis20190225



文章编号:1671-8860(2020)11-1818-11

大数据环境下城市内涝灾害的情景维度 模型构建

朱晓寒¹ 李向阳¹ 刘昭阁¹

¹ 哈尔滨工业大学经济与管理学院,黑龙江 哈尔滨,150001

摘要:在大数据环境下,内涝情景描述的高频实时、交互共享、跨界数据融合和粒度缩放均成为可能;相应地,在内涝情景的表达上,更加需要从全景视角出发认知情景的全局整体关联。首先,以全景式管理思想为指导,提出内涝灾害的多维情景框架,选取情景层次、类型和粒度3个情景维度;随后,聚焦城市、社区和居民3个典型情景层次的情景要素关联,基于数据嵌套理论,构建了基于情景嵌套的内涝灾害情景维度模型;进一步地,提出多维情景生成的迭代算法,集成多层次内涝情景数据,实现了情景描述的修正与完善;最后,通过对武汉市东湖高新区的用例分析,验证了内涝情景维度模型的合理性与有效性。

关键词:大数据;城市内涝;情景-应对;维度模型;情景嵌套

中图分类号:P208

文献标志码:A

城市内涝应对因内涝灾情不同而不同,即灾情情景应对存在一类情景依赖特性,如何有效认知内涝情景历来是内涝应急管理的基础问题^[1]。随着物联网、云计算等技术的深度发展,利用大数据分析内涝情景与实施应对成为新的情景应对模式^[2]。

在大数据环境下,内涝情景描述被赋予新的特性,表现在:(1)高频实时。依托城市物联网平台,通过物理传感器、视频探头等多种感知设备,可以实现情景数据的动态持续采集^[3]。(2)交互共享。城市治理网格化,智慧城市深入建设,城市、社区、居民等各个层次的内涝情景数据不再是孤立的,而是同步共享在统一的内涝大数据平台中。例如,居民通过移动终端可以实时获取城市各区域、社区各渍水点的渍水深度。(3)跨界数据融合。气象、水务、交通、民政部门甚至社交媒体等多个组织的情景数据通过应急平台实现集成,再融合为新的情景数据,使得情景描述更加全面^[4]。例如,依据地形数据(通过卫星遥感获得)分析各区域渍水情况,依据定位数据(通过社交媒体获得)判断居民出行方向,融合二者可判断出行风险。(4)粒度缩放。遥感、传感等设备的数据精度越来越高,情景数据不断细化,可以支持

不同数据粒度的情景描述。例如,根据决策需求生成道路交叉口、社区、街道等不同地理范围的渍水情况。综上所述,大数据技术可以支持内涝情景描述系统性、复杂性和关联性的全面实现。相应地,为了实现内涝情景的有效表达,需要构建与之匹配的内涝情景模型,为系统化认知内涝情景提供操作层面的支持^[5]。

现有的灾害情景模型研究侧重于情景的构成要素、表达形式和演化机理^[6],较少从系统角度关注情景的全局整体关联,情景要素间的关联关系不清晰,造成灾害情景的切片式描述,难以保证情景认知的有效性。在大数据环境下,不同层次、类型和粒度情景间的联系更加紧密。在这一背景下,本文以全景式管理思想为依托,提出内涝灾害的多维情景框架,从层次、类型和粒度3个维度系统描述灾害情景。本文聚焦不同层次的情景关联,借鉴数据嵌套结构提出了内涝情景嵌套的3类典型结构,进而构建了内涝情景的维度模型。基于内涝维度模型,本文给出了内涝多维情景生成的迭代算法,实现了由部分情景要素特征数据生成完整多维情景,再输出到各层级管理平台用以支持决策的目标。

收稿日期:2019-06-28

项目资助:国家自然科学基金(91746207,71774043,91024028)。

第一作者:朱晓寒,博士生,研究方向为灾害情景及推演。xiaohanzhu11@sina.com

1 城市内涝灾害的多维情景

根据全景式管理理论^[7],想要认知问题全貌,需要整合不同来源的数据、信息和知识。在大数据环境下,内涝情景描述可以具备高频实时、交互共享、跨界数据融合和粒度缩放等新特性,使内涝情景多维认知成为现实。本文关注情景的

全局关联,将城市内涝多维情景界定为:在选定灾害情况下,表示内涝致灾因子、承灾体和孕灾环境特征的异层次、跨类型、多粒度内涝情景的系统化整合。

本文将从情景层次、类型和粒度 3 个维度描述内涝情景,构成城市内涝灾害的多维情景框架,如图 1 所示。

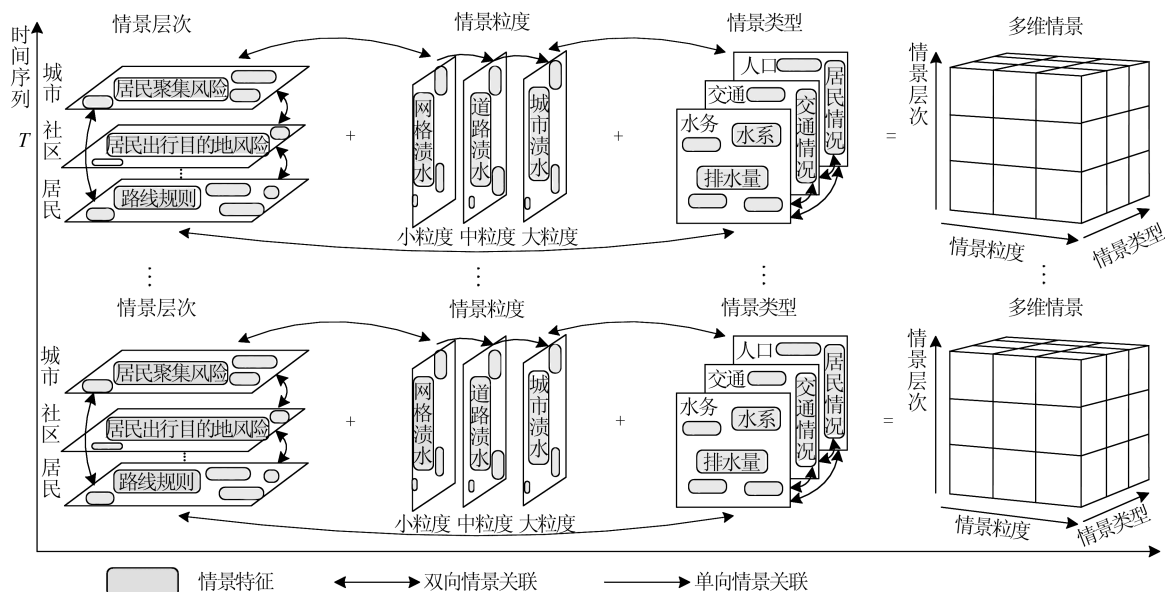


图 1 城市内涝灾害的多维情景框架

Fig. 1 Multi-dimension Scenario Framework of Urban Waterlogging Disasters

1.1 内涝情景的层次维

城市灾害应对的组织体制多采用层级架构,由于不同层级灾害应对的目标、途径和方法不同,决策者对灾害情景数据的需求存在差异^[8]。例如,城市内涝中的居民出行风险,需从居民定位信息中得到居民群体主要出行方向;居民关注自身出行风险,需要结合目的地及沿途的渍水情况合理来决定是否出行及其途径。当前,城市安全管理重心正从城市向社区、甚至居民不断转移^[9]。另一方面,各层次内涝情景不是独立的,而是相互影响的,这反映为不同层次内涝情景数据间的关联关系。

综上,本文将内涝情景层次界定为内涝灾害应对的组织层级。结合现有内涝应对的层级架构^[10],将内涝情景划分为城市层、社区层和居民层。

1.2 内涝情景的类型维

不同内涝应对组织拥有的情景描述数据不同,体现了不同的内涝情景描述方式,使得这些组织在内涝情景的认知上存在差异^[8]。例如,水务部门拥有排水管网、江河湖水位监测等数据,

其情景描述侧重各类排水设施的运行情况;移动运营商拥有手机信令数据,能够据此生成内涝发生时不同区域的人口热力。在内涝发生时,这些组织掌握有限数据,描述的实际是部分情景片段或领域视角的概括,而不是情景全貌。应该将这些数据集成起来,提高情景描述的全面性、完整性和系统性。

本文将情景类型界定为情景数据所属的数据类。常见的数据类划分指标有数据来源组织(将内涝情景数据划分为气象、交通、水文等类型)和存储形式(将情景数据划分为数值、图文、视频等类型)^[11]。

值得注意的是,在实际的情景描述中,某些情景类型的情景数据不可得,或情景类型过多造成情景要素的关联关系过于复杂。因而,在认知多维情景时,需要根据实际问题约简情景类型。

1.3 内涝情景的粒度维

情景粒度是情景数据的细化程度,细化程度越高,粒度越小;细化程度越低,粒度越大^[12]。情景粒度一般根据时间或空间进行划分。

1) 情景粒度的时间划分。内涝情景的时间

粒度大小体现为情景描述的时间范围,时间范围越大说明情景粒度越大。例如,针对应急物资调度的情景描述,大粒度情景在一定时间内保持不变或变化较小,如各市资源需求量、需求种类等情景数据^[13];小粒度情景的实时较强性,如实时路况、GPS等^[14]。

2) 情景粒度的空间划分。内涝情景的空间粒度大小反映为情景描述的空间地理范围。具体而言,大粒度情景对应的是地理范围较大的区域,如城市、区县;小粒度情景针对地理网格,即地理面积较小的单位单元;中粒度情景如街道、社区等。

大粒度情景数据一般可以通过对小粒度情景数据的统计分析或模拟仿真得到^[6]。因而,在实际的情景描述中,情景粒度数量往往取决于最小粒度情景对应的时间或空间地理范围,不同粒度情景间的关系亦有清晰的描述^[6]。

2 基于情景嵌套的内涝维度模型构建

由前可知,不同粒度情景要素间的关联关系有清晰描述;另外,不同类型情景要素间的关联一般通过数据集成、回归分析等技术手段实现。因此,本文构建的内涝维度模型聚焦不同层次内涝情景要素间的关联关系,模型构建的基本逻辑是:首先,将内涝情景要素结构化;其次,建立多层次情景嵌套的典型结构;最后,基于情景嵌套结构建立多层次情景要素间的关联模式。这一过程如图2所示。

值得注意的是,此处构建的内涝维度模型揭示的是情景要素特征间的一般逻辑关系,其具体量化关系依赖于所掌握的情景数据及其数据分析方法。在实例部分,本文将详细阐述情景特征间的量化关系。

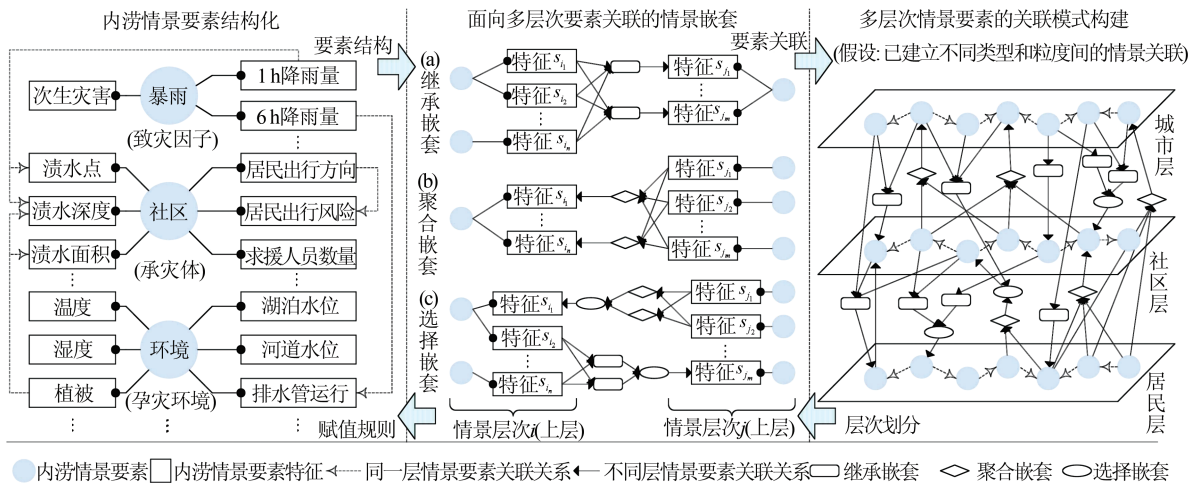


图2 内涝维度模型构建逻辑

Fig. 2 Construction Logic of Waterlogging Dimension Model

2.1 结构化的内涝情景要素

表达与认知情景的前提是厘清情景的要素构成^[15]。本文将情景要素界定为内涝灾害系统中的相关事物,包括致灾因子(即暴雨)、承灾体(如道路、社区、居民)和孕灾环境(如温度、地质)3类。设定内涝情景要素的论域为 E ,包含 n 个情景要素:

$$E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}, n > 0$$

$$\forall i, j \in \{1, 2, \dots, n\}, e_i \neq e_j \quad (1)$$

式中, e_i 和 e_j 表达情景要素,不同情景层次、类型和粒度的情景要素存在差异。本文通过情景要素特征及特征间的关系这两方面对其进行描述,构造情景要素的形式化表达如下:

$$e_i = (t, S_i, R_i), e_i \in E \quad (2)$$

$$R_i \subseteq S_i \times S_i \quad (3)$$

$$s = (d_s, o_s, f_s), s \in S_i \quad (4)$$

$$r = (S_r^I, S_r^O, f_r), r \in R_i, S_r^I \in S_i, S_r^O \in S_i \quad (5)$$

式中, t 表示时间戳; S_i 为内涝情景要素 e_i 的特征集; R_i 是情景要素 e_i 特征间的关联关系集;对特征集 S_i 而言, s 是其中的元素,代表情景要素 e_i 的1个特征;特征 s 由数据类型 d_s (如数值、文本)、取值 o_s 和取值演化函数或规则 f_s (如渍水深度随时间变化)来描述;对关系集 R_i 而言, r 是其中的元素,代表特征间的1条关联关系;关系 r 由输入集 S_r^I 、输出集 S_r^O 及关系 f_r 来描述,表示为 $S_r^O = f_r(S_r^I)$ 。

2.2 面向多层次要素关联的情景嵌套

在计算机科学领域,当某一数据的属性是具有相同结构的其他数据时,称这种结构为嵌套结构^[16]。同样地,针对特定层次的情景要素,当其特征与其他层次要素特征存在关联时,就构成了内涝情景的嵌套结构。根据已有文献与实地调研^[6],本文界定继承嵌套、聚合嵌套和选择嵌套 3 类嵌套。

1) 继承嵌套。若情景要素特征的取值关联于 1 个或多个上层情景要素的特征取值,则称为继承嵌套,如图 2(a)所示。继承嵌套多体现为各类孕灾环境分析、危险性分析。例如,某社区继承城市范围内渍水面积、最大渍水深度等情景数据,结合辖区居民的出行方向识别潜在的出行风险。

2) 聚合嵌套。针对特定情景要素特征,其取值关联于多个下层情景要素的特征取值,通过对这些特征取值聚类分析确定目标情景要素特征取值,如图 2(b)所示。聚合嵌套多体现上层管理者对下层管理对象的分类管理。例如,城市管理者对各社区的救援能力进行聚类,再结合渍水的严重程度合理分配救援力量。

3) 选择嵌套。针对特定情景要素特征,有多种赋值方式,每种方式对应一种嵌套结构(可以是继承嵌套或聚合嵌套),需要结合管理需求选择其中一种用于确定目标情景要素特征取值,如图 2(c)所示。

2.3 内涝维度模型构建

基于情景嵌套建立不同层次内涝情景要素间的关联关系,结合事先建立的不同粒度和不同类型情景要素间的关联关系,可完成内涝灾害情景的维度模型建构,维度模型的形式化表达如下:

$$D = (L, R^L, S, R^S, G, R^G) \quad (6)$$

$$l_k = (E^{l_k}, R^{l_k}) \in L, r^{l_k} = (S_{r(l_k)}^l, S_{r(l_k)}^o, f_{r(l_k)}) \in R^{l_k} \quad (7)$$

$$s_k = (E^{s_k}, R^{s_k}) \in S, r^{s_k} = (S_{r(s_k)}^l, S_{r(s_k)}^o, f_{r(s_k)}) \in R^{s_k} \quad (8)$$

$$g_k = (E^{g_k}, R^{g_k}) \in G, r^{g_k} = (S_{r(g_k)}^l, S_{r(g_k)}^o, f_{r(g_k)}) \in R^{g_k} \quad (9)$$

式中, D 表达情景维度模型; $L = \{l_k | k = 1, 2, \dots, n^l\}$ 表示情景层次集合; E^{l_k} 和 R^{l_k} 分别是情景层 l_k 的情景要素集和要素关系集; r^{l_k} 代表关系集的元素,具体参数含义同式(5); $R^L = \{R_{t,m}^L | t \neq m\}$, 是

不同层次情景要素之间的相互嵌套关系集, $t, m \in \{1, 2, \dots, n^l\}$; $S = \{s_k | k = 1, 2, \dots, n^s\}$ 表示的是情景类型集合; E^{s_k} 和 R^{s_k} 分别是情景层 s_k 的情景要素集和要素关系集; r^{s_k} 代表关系集中的一个元素; $R^S = \{R_{u,v}^S | u \neq v\}$, 是不同类型情景要素特征间的关系集, $u, v \in \{1, 2, \dots, n^s\}$; $G = \{g_k | k = 1, 2, \dots, n^g\}$ 表示情景粒度集合; E^{g_k} 和 R^{g_k} 分别是情景层 g_k 的情景要素集和要素关系集; r^{g_k} 代表关系集中的一个元素; $R^G = \{R_{z,q}^G | z \neq q\}$ 是不同粒度情景要素特征间的取值关系集, $z, q \in \{1, 2, \dots, n^g\}$ 。

聚焦不同层次的内涝情景要素关联,对同层次不同粒度和类型的情景要素关联关系,补充到该层次情景要素间的关联关系集中,则模型简化为:

$$D = (L, R^L) \quad (10)$$

$$l_k = (E^{l_k}, R^{l_k}) \in L, r^{l_k} = (S_{r(l_k)}^l, S_{r(l_k)}^o, f_{r(l_k)}) \in R^{l_k} \quad (11)$$

对于 $\forall l_t, l_m \in L, t \neq m, t, m \in \{\text{城市, 社区, 居民}\}$, 有:

$$R_{t,m}^L = \{R_k^{t,m} | k = 1, 2, \dots, |E^{l_m}|\} \quad (12)$$

式中, $|E^{l_m}|$ 表示 l_m 层情景要素数量; $R_k^{t,m}$ 为 l_t 层情景嵌套到 l_m 层情景要素 $e_k^{l_m}$ 时的嵌套关系集:

$$R_k^{t,m} = \{r_{k'}^{t,m} | k' = 1, 2, \dots, n\} \quad (13)$$

3 内涝多维情景生成的迭代算法

在实际认知内涝灾害情景时,由于情景嵌套结构的存在,很多情景要素特征的取值不能直接获取,而是通过继承或聚合其他层次的特征取值生成的(若存在多种赋值方式,需要引入选择机制);若其他层次的特征取值依然不能直接获取,需要迭代继承或聚合过程,直至生成所有情景要素的特征取值。为了生成完整的内涝多维情景,基于内涝情景的维度模型,本文给出了内涝多维情景生成的迭代算法(见图 3)。算法的本质是根据内涝情景嵌套建立起的情景要素特征关联,基于可直接获取的情景数据依次推导生成情景要素特征取值的过程。

算法的输入与输出为:

1) 算法输入:内涝维度模型 $D = (L, R^L)$ 与可直接获取的内涝情景要素特征取值集 $O^* = \bigcup_{i=1}^{n^l} O^{*(l_i)}$ 。 $O^{*(l_i)} = \{o_1^{*(l_i)}, o_2^{*(l_i)}, \dots, o_m^{*(l_i)}\}$ 是 l_i 层可直接获取的内涝情景特征取值集, n^l 为情景层次数。

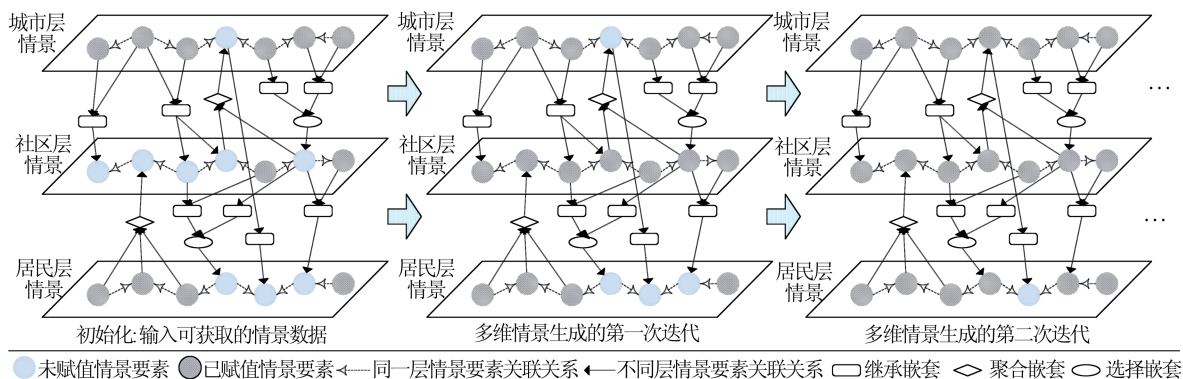


图3 内涝多维情景生成算法的运行示例

Fig. 3 Operation Instance of Multi-dimension Waterlogging Scenario Generation Algorithm

2) 算法输出:内涝多维情景,即各层次所有内涝情景要素的特征取值集合。

4 情景维度模型应用实例分析

4.1 研究对象与数据来源

本文以2016-06-30—2016-07-06武汉市高新区发生的特大暴雨内涝为例,从城市、社区和居民3个层次的内涝应对出发,阐述多维情景的构建和具体的生成过程。

1) 城市层。以武汉市东湖高新区为城市研究对象,2016年辖区居民79.1万人。为精细化情景分析,将东湖高新区划分为1 894个地理网格。用例部分重点分析东湖高新区的居民出行风险,包括:(1)居民聚集风险分析。内涝发生时,利用居民定位数据(结合微博数据和通信数据生成),可以分析特定时间段内各区域人口热力,进而分析各区域因渍水而存在的风险。(2)交通出行风险分析,即各条道路因渍水与车辆拥堵带来的风险。各道路的车辆拥堵程度反映为其日常车流量。车流量越大,发生内涝时遭遇拥堵以及发生危险的可能性越强。

2) 社区层。以九峰街道九峰新区社区为例,其为东湖高新区管辖社区,辖区居民862人,范围内有1所小学和27幢居民楼,用例部分重点分析该社区居民的出行风险以及辖区渍水情况。其中,出行风险分析的核心是聚类居民出行的主要目的地(根据居民工作地址推断),再结合城市层情景结果分析目的地及沿途道路的内涝风险;辖区渍水情况侧重于分析社区内部的交通出行风险。

3) 居民层。以九峰新区社区内60岁以下在某方位就业的居民为观察群体。内涝发生时,社

区居民会根据目的地及沿途道路渍水情况合理规划出行,包括出行方式选择与出行路线规划。其中,出行方式(步行、自行车、个人机动车、公共交通等)的选择取决于居民的工作地点、单位类型以及居民是否有车等。本文以有车、需出行工作、工作目的地较远需驾车出行的居民为例进行分析。

本文用例分析使用的基础数据为:(1)降雨资料,包括内涝期间的每小时降雨量观测值;(2)排水系统数据;(3)地面高程数据,采用LocaSpace Viewer (LSV)下载的12 m精度数字高程模型(digital elevation model, DEM)数据,涵盖东湖高新区的1 894个地理网格,为计算各地理网格渍水深度提供数据支持;(4)地物遥感影像,通过谷歌地球截取武汉市东湖高新区的高清遥感影像图,影像级别为18级(分辨率0.6 m),提取其中的道路分布、湖泊、河流、绿地等数据,再结合武汉市东湖高新区水务局提供的水系资料进行数据修正。(5)交通数据,包括东湖高新区各主干道车流量以及渍水路段数据。(6)社交媒体数据。微博的发帖数可以部分反映特定时段内的人口热力分布。在时间区间内,共爬取5.3万条帖子,包括发帖位置和发帖具体时间。通过与通信数据的比对,也发现了社交媒体数据在推断人口热力分布方面具有有效性。(7)通信数据。为消减微博数据不足带来的分析误差,结合东湖高新区管委会提供的通信数据对人口热力分布进行修正。通信数据分析精度高、噪音小,其分析结果具有较强的可靠性。(8)人口数据。人口数据包括九峰新区社区居民的工作单位、单位地址和年龄数据,用于确定九峰新区社区居民的潜在出行目的地及出行风险。用例分析使用数据的数据类型、数据量、数据来源等具体信息见表1。

4.2 各层次情景要素表达

结合各层用户对内涝情景信息的实际需求,合理选择情景类型和情景粒度,构建面向城市、社区、居民 3 个层次的内涝情景,各层次内涝情景要素及其特征集合见表 2。可以注意到,并不是所有情景特征取值都是可以直接获取的,如城市层“居民聚集风险”、社区层“出行目的地”等,它们依赖于本层次甚至其他层次内涝情景要素的特征取值,需通过建立特征关联关系来获得。对于同层情景要素特征间的关联关系(如各地理网格的每小时排水量由排水管径确定)具体见表 3,不同层次情景嵌套关系及其实现见表 4。

4.3 维度模型构建

借鉴已有文献的大数据分析模式^[15],结合对

东湖高新区的实地调研,提炼了不同层次情景要素特征间的关联逻辑,建立跨层次的内涝情景嵌套关系,完成情景维度模型构建。

4.4 多维情景迭代生成

本文依据情景嵌套关系,遵循多维情景生成算法,实现各层次内涝情景要素特征赋值。将城市层情景要素特征取值输出到东湖高新区大数据平台,将社区层情景要素特征取值输出到九峰新区社区系统,将居民层情景要素特征取值传递给居民移动终端,最终形成 3 个层次的内涝多维情景。

为了形象地展示多维情景生成结果,将结果通过地理信息平台表达,合理调整内涝情景粒度,最终结果如图 4~8 所示。

表 1 用例数据集

Tab. 1 Datasets in Use Case

数据名称	数据描述	数据类型	数据量	数据来源
降雨数据	每小时降雨量观测值	数值	168 条	武汉东湖高新区水务局
排水系统数据	排水管线	矢量	324 条	武汉东湖高新区水务局
地理数据	12M 数字高程模型(DEM)	栅格	518 km ²	LocaSpaceViewer (LSV)
	地物遥感影像	栅格	518 km ²	谷歌地球
交通数据	道路车流量	数值	37 条	武汉市公安局东湖新技术开发区交通大队
	渍水路段	文本	118 条	武汉市公安局东湖新技术开发区交通大队
社交媒体数据	微博帖子	文本	5.3 万条	新浪微博数据爬取
通信数据	通信基站位置	文本	791 条	武汉东湖高新区管委会
	(基站)接入设备数	数值	13.3 万条	武汉东湖高新区管委会
人口数据	居民信息(脱敏):工作单位、单位地址、年龄	数值/文本	862 条	九峰新区社区管理部门

注:数据的时间区间均为 2016 年武汉暴雨内涝期间,即 2016-06-30—2016-07-06

4.5 结果分析

对上述 3 个层次情景生成结果的分析如下所示。

1) 城市层情景。包括两部分,即居民聚集风险分析和交通出行风险分析。两类风险结果随时间实时变化,本例以 07-06 为例进行对比展示,重点剖析当日 8 时及 11 时两个重要时间节点(分别对应上班高峰时段与内涝高峰时段),具体如下:(1)居民聚集风险呈现由聚合到分散的演化趋势,具体如图 4 所示。07-06T08:00 为上班高峰时段(图 4(a)),光谷广场、珞喻路、中南民族大学、光谷大道等地及周边区域存在较高风险,此时的居民聚集风险分布于若干大面积的居民聚集区;伴随着人员疏散工作开展以及居民自主撤离高风险区域,至 11 时(图 4(b)),大面积的居民聚集区已逐渐演化为更多的小面积风险区域,这些区域多是交通枢纽地(地铁站等)或学校以

及商业区域。(2) 交通出行风险逐渐降低,具体如图 5 所示。8 时正值上班高峰,各主干道路车流量大,存在较严重的交通堵塞,此时的交通出行风险巨大,尤其体现在珞喻路沿线、民族大道接近珞喻路路段、民族大道接近三环线路段、高新大道接近三环线路段、光谷大道接近珞喻路交叉口路段等。11 时车流高峰退去,虽然渍水深度依然很高,但交通出行风险降低了。

2) 社区层情景生成结果。包括两部分,即居民出行风险以及辖区渍水情况。两类情景均随时间实时变化,本例以 07-06T08:00 为例进行阐述。(1)辖区居民出行风险较高。由图 6 可知(图 6 中线段越粗,代表前往该目的地的居民数量越多),九峰新区社区居民的出行目的地主要有 5 个。其中,光谷广场和光谷生物城的渍水深度高,沿途交通出行风险亦较高,应及时做好居民的风险交流工作。(2)辖区存在不可通行路段。

九峰新区社区的渍水情景如图 7 所示。可以发现,辖区内 3 个交叉口渍水严重,其中 2 个已造成部分路段交通被阻断,应及时封锁相应路段,以免造成危险。

表 2 各层次情景要素集
Tab. 2 Scenario Element Sets of Each Scenario Level

E^{l_m}	$e_k^{l_m}$ (情景要素)	$S_k^{l_m}$ (情景特征)	特征解释
城市	$e_1^{l_1}$	暴雨	每小时降雨量(r)
			每小时降雨量观测值
	$e_2^{l_1}$	地理网格	排水管径(d)
			地理网格范围内的排水管管径
			每小时排水量(v)
			根据排水管径计算得到的网格每小时排水量
	$e_3^{l_1}$	道路	渍水深度(h)
			综合降雨及排水量计算得到的网格渍水深度
			渍水深度观测值(h')
			交通部门巡查获取的部分网格实际渍水深度,用于修正计算值(h)
社区	$e_4^{l_1}$	道路	每小时车流量(f)
			道路每小时车流量(反映渍水时拥堵情况)
			渍水网格数量(n)
			道路存在渍水的地理网格数量
	$e_5^{l_1}$	城市总体	渍水长度(l)
			渍水网格覆盖的道路长度
			人口热力(m)
			特定时刻城市范围内的人口热力图
	$e_6^{l_1}$	居民	居民聚集风险(a)
			居民聚集于渍水区域带来的风险
居民	$e_7^{l_1}$	道路	交通出行风险(r_1)
			车辆拥堵于渍水路段带来的风险
			高程(e)
			计算地理网格渍水深度的重要指标
	$e_8^{l_1}$	居民	水系水位(w)
			用于修正渍水深度计算结果
			出行目的地(t_1)
			结合居民工作单位等信息推断潜在出行目的地
	$e_9^{l_1}$	社区总体	不可通行路段(u)
			因渍水造成的不可通行路段
居民	$e_{10}^{l_1}$	居民	出行目的地(t_2)
			由居民出行目的地聚类得到
			目的地风险(r_2)
			反映为目的地网格渍水深度
	$e_{11}^{l_1}$	居民	交通出行风险(r_3)
			车辆拥堵于沿途渍水道路带来的风险
			当前风险(c)
			主要考虑居民所处位置的渍水深度
	$e_{12}^{l_1}$	居民	出行目的地(t_3)
			由居民结合需求制定
居民	$e_{13}^{l_1}$	居民	路线规划(p)
			结合居民所处位置与目的地生成所有可行路线
			目的地风险(r_4)
			反映为目的地网格渍水深度
	$e_{14}^{l_1}$	居民	交通出行风险(r_5)
			车辆拥堵于沿途渍水道路带来的风险

3) 居民层情景生成结果。居民层情景侧重于内涝情景下的出行路线选择。以有车、需出行工作、工作目的地较远需驾车出行的居民为例,分析针对该类居民的情景生成结果。根据九峰新区人口数据与历史案例,该类居民人数最多,分析具有较高代表性。仍关注 07-06T08:00(上班高峰)的内涝情景,生成结果如图 8 所示。分析可知,该类居民若按最短路径(路线 1)驾车出行,路段渍水严重,风险较高;与路线 1 相比,路线 2 虽然路程较长,但渍水程度较轻,移动终端将建议居民选择该路线出行。

4.6 与现有方法的对比分析

与已有情景表达方法相比,本文所提的维度模型具有 3 方面优势:

1) 维度模型关注不同层次、粒度和类型的情景关联,对内涝情景的展示更为系统和全面。传统的情景表达模型(如知识元、本体模型等)多面向特定应用(如情景推演、应急疏散),涉及的情景要素较少且情景特征关系较为简单,实际上仅

反映了内涝情景的局部或概况。维度模型综合考虑了内涝风险分析中城市、社区、居民等不同层次的情景认知需求,涉及地理网格、社区、城市总体等不同粒度的情景要素及特征关联,能够应用于多类情景场景。另外,维度模型考虑情景分析的跨组织协同,集成了气象、水务、交通、地质、人口、通信、社交媒体等不同组织的多源异构数据,较好地展示了内涝风险情景全貌。

2) 维度模型嵌套多类动态情景特征,有助于实现内涝情景的实时监测。已有情景表达方法多采用静态情景特征(如将某日最大降雨量用于模拟内涝风险、将沟床平均比降用于泥石流风险推演)来描述情景要素。在内涝实际发生时,情景的变化瞬息万变,需要针对不同时刻的情景做出及时应对。本文在维度模型中嵌套了人口热力、道路车流量等多类动态情景特征,生成的情景亦具有实时性。

3) 维度模型考虑情景分析的多方交互。内涝情景分析涉及城市与社区、城市与居民以及社

区与居民间的交互,如东湖高新区开放内涝风险数据用于社区及居民层情景分析、社区和居民上传自身数据用于城市层情景分析。维度模型通过 3 类嵌套模式促进内涝情景分析的多方交互,其中聚合嵌套体现了社区及居民上传自身数据至城市管理部门,继承嵌套反映的是城市开放风险数据给社区和居民,选择嵌套则是在交互基础上选择最优分析方法。

表 3 同一层次情景要素的特征关联关系(部分)
Tab. 3 Feature Relationship of the Scenario Elements in Same Levels (Part)

R^{I_k}	$r_i^{I_k}$ (情景要素)	$S_{r(I_k)}^O$ (输出特征)	$S_{r(I_k)}^I$ (输入特征)	$f_{r(I_k)}$ (特征关系)
城市	$r_1^{I_1}$	地理网格	每小时排水量(v)	$\frac{\pi \partial d^2}{4 \partial t} + \frac{\partial v}{\partial x} = 0$ (x 为管道长度,按网格宽度处理)
			排水管径(d)	(1) 根据高程(e)生成汇水区(利用 ArcGIS 水文分析功能)
			每小时降雨量(r)、排水量(v)、高程(e)、水系水位(w)、渍水深度观测值(h')	(2) 汇水区 $\bar{h} = Q - v, Q = \begin{cases} \frac{(r - 0.2S)^2}{r + 0.8S}, & r \geq 0.2S, S \text{ 经验} \\ 0, & r < 0.2S \end{cases}$ 值取 64
			渍水深度(h)	(3) 考虑水系(湖泊、水库等)的调蓄作用,则修正值 $h = \begin{cases} \bar{h} - \bar{v}, w < w_t \\ \bar{h}, w \geq w_t \end{cases}$ (w_t 为警戒水位, \bar{v} 为调蓄水管的每小时排水量)
社区	$r_1^{I_2}$	社区总体	出行目的地(t_2)	居民个体出行目的地(t_1)
居民	$r_1^{I_3}$	居民	路线规划(p)	出行目的地(t_3)
(4) 若 $ h - h' > h_T$ (h_T 为预先设定的阈值),则令 $h = h'$				
将辖区居民的出行目的地(t_1)层次聚类,得到辖区居民出行的主要目的地(t_2)				
调用百度地图,根据居民当前位置和出行目的地(t_3)生成规划路线(p)				

表 4 不同层次情景嵌套关系及其实现(部分)
Tab. 4 Feature Relationship of the Scenario Elements in Different Levels and Its Implementation (Part)

$R_{i,m}^L$	$e_k^{I_m}$ (情景要素)	S_r^O (情景特征)	S_r^I (其他层次关联特征)	嵌套关系	嵌套关系实现
社区→城市	城市总体	人口热力(m)	社区层	出行目的地(t_2)	聚合嵌套 设定辖区社区数为 n_c ,将辖区各社区居民的出行目的地(t_2)层次聚类,得到人口热力预测值(m_c) (1) 若人口热力预测值(m_c)的准确率达到阈值,则令 $m = m_c$ (2) 若预测值(m_c)未达到阈值,则采用实际值(m)
				选择嵌套	
居民→城市	城市总体	人口热力(m)	居民层	出行目的地(t_3)	聚合嵌套 设定辖区居民数为 n_r ,将辖区各居民的出行目的地(t_3)层次聚类,得到人口热力预测值(m_r) (此法仅限使用移动终端进行路线规划的居民,存在一定误差) (1) 定位出行目的地(t_2)所在地理网格
				继承嵌套	(2) 特定网格目的地风险 $r_g = \begin{cases} 1, & h > h_0 \\ 0, & h \leq h_0 \end{cases}$ (h_0 是预先设定的阈值, $r_g = 1$ 代表高风险, $r_g = 0$ 代表一般风险)
城市→社区	社区总体	目的地风险(r_2)	城市层	渍水深度(h)	(1) 提取路线涉及道路网格 $G_t = \{g_{t_i}\}$ (2) 调用城市层风险数据,即 $r_3 = \{r_1 G_t\}$ (网格集 G 对应的风险数据)
交通出行风险(r_3) 城市层 交通出行风险(r_1)					继承嵌套

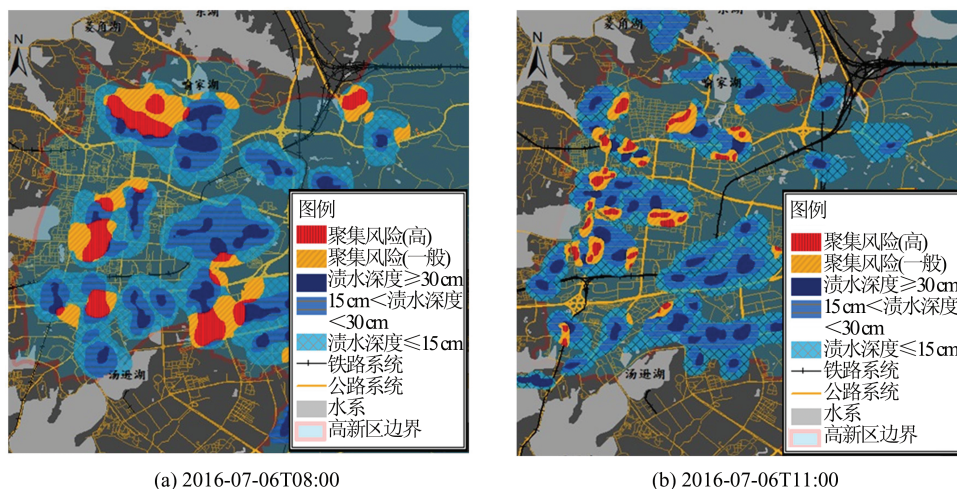


图4 城市层内涝情景生成结果(居民聚集风险)

Fig. 4 City Level Waterlogging Scenario Generation Results (About Risk of Resident Gathering)

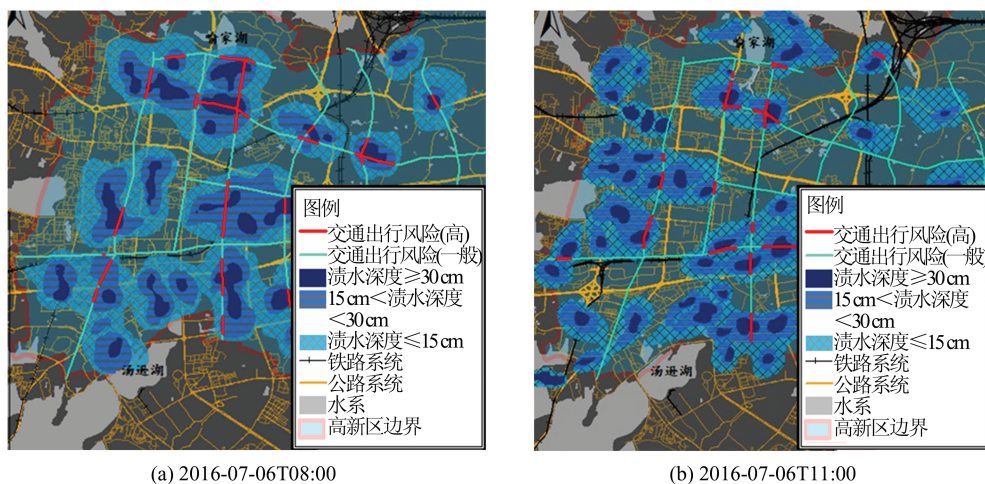


图5 城市层内涝情景生成结果(交通出行风险)

Fig. 5 City Level Waterlogging Scenario Generation Results (About Travelling Risk of Roads)

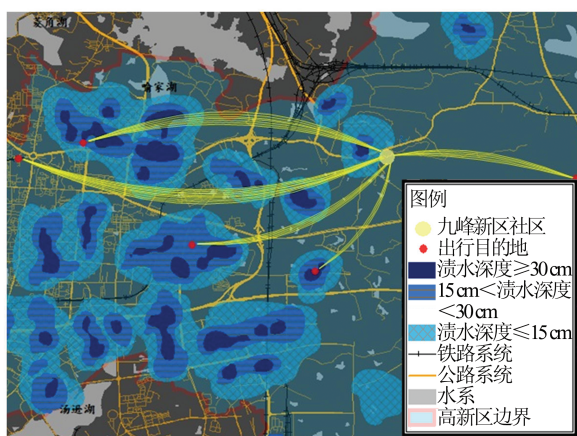


图6 社区层内涝情景生成结果(社区居民出行目的地风险)

Fig. 6 Community Level Waterlogging Scenario Generation Results (About Travelling Destination Risk)

与已有内涝风险分析方法相比,本文方法的优势体现在:(1)利用交通部门的积水深度观测

数据对模拟值进行修正,在一定程度上实现了内涝风险分布的实时生成;(2)传统方法多以建筑损失、财产损失等经济指标为核心评估内涝风险,本文围绕居民出行提出聚集风险、出行风险等新的风险指标,在指导内涝疏散上更有效。

5 结语

本文针对现有内涝情景模型在要素关联关系刻画上的不足,提出大数据环境下城市内涝灾害的情景维度模型,为系统认知内涝情景提供操作层面的支持。对武汉暴雨内涝进行多维情景生成,结果说明内涝维度模型的构建为不同层级管理者的内涝应对均提供了有效信息,提高了应对效率。另外,不同层次、类型和粒度的内涝情景不是相互独立,而是互为支撑的。通过建立情景嵌套结构,将不同情景要素关联起来,能够生成情景要素特征取值更加精确与完备。

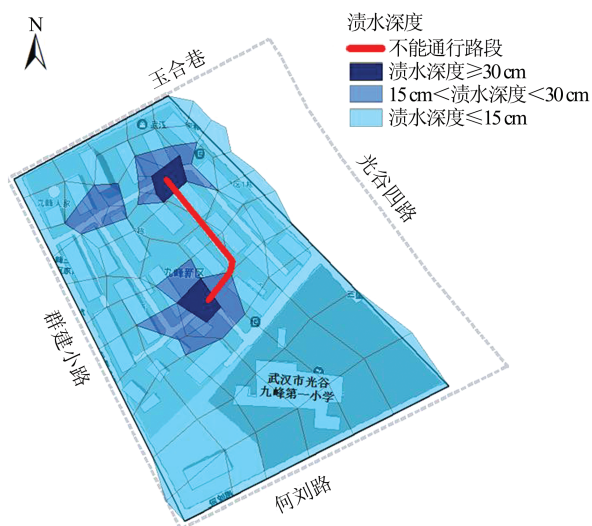


图 7 社区层内涝情景生成结果(社区内部交通出行风险)
Fig. 7 Community Level Waterlogging Scenario Generation Results (About Travelling Risk Within Community)

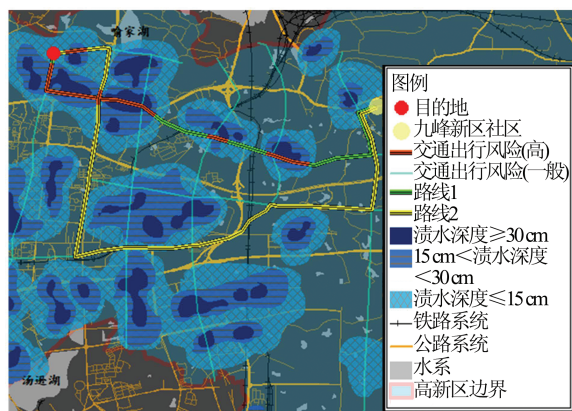


图 8 居民层内涝情景生成结果
Fig. 8 Resident Level Waterlogging Scenario Generation Results

参 考 文 献

- [1] Liu Y, Chen Z, Wang J, et al. Large-Scale Natural Disaster Risk Scenario Analysis: A Case Study of Wenzhou City, China[J]. *Natural Hazards*, 2012, 60(3): 1 287-1 298
- [2] Zhang N, Chen H, Chen J, et al. Social Media Meets Big Urban Data: A Case Study of Urban Waterlogging Analysis[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2016, DOI: 10.1155/2016/3264587
- [3] Xu Zongben, Feng Zhiyan, Guo Xunhua, et al. Big Data Driven Management and Decision Frontier Issues[J]. *Management World*, 2014(11): 158-163 (徐宗本, 冯芷艳, 郭迅华, 等. 大数据驱动的管理与决策前沿课题[J]. 管理世界, 2014(11): 158-163)
- [4] Hondula D M, Kuras E R, Longo J, et al. Toward Precision Governance: Infusing Data into Public Management of Environmental Hazards[J]. *Public Management Review*, 2018, 20(5): 746-765
- [5] Dettinger M D, Hughes M, Das T, et al. Design and Quantification of an Extreme Winter Storm Scenario for Emergency Preparedness and Planning Exercises in California[J]. *Natural Hazards*, 2012, 60(3): 1 085-1 111
- [6] Chen Xuelong, Lu Dan, Dai Peng. Hierarchical Scenario Model of Unconventional Emergency Based on Granular Computing[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2017, 25(1): 129-138 (陈雪龙, 卢丹, 代鹏. 基于粒计算的非常规突发事件情景层次模型[J]. 中国管理科学, 2017, 25(1): 129-138)
- [7] Mintzberg H, Ahlstrand B, Lampel J B. Strategy Safari: Your Complete Guide Through the Wilds of Strategic Management [M]. Edinburgh: Pearson Education, 2009
- [8] Wang Yandong, Li Hao, Wang Teng, et al. The Mining and Analysis of Emergency Information in Sudden Events Based on Social Media[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2016, 41(3): 290-297 (王艳东, 李昊, 王腾, 等. 基于社交媒体的突发事件应急信息挖掘与分析[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2016, 41(3): 290-297)
- [9] Duan H, Liu C, Zeng Q, et al. Refinement-Based Hierarchical Modeling and Correctness Verification of Cross-Organization Collaborative Emergency Response Processes[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2018, 50(8): 2 845-2 859
- [10] Ma Ben, Mao Qingduo. The Application of Big-Data Approach in Emergency Management[J]. *Chinese Public Administration*, 2015(3): 136-141 (马奔, 毛庆铎. 大数据在应急管理中的应用[J]. 中国行政管理, 2015(3): 136-141)
- [11] Ju J, Liu L, Feng Y. Citizen-Centered Big Data Analysis-Driven Governance Intelligence Framework for Smart Cities[J]. *Telecommunications Policy*, 2018, 42(10): 881-896
- [12] Zhang X, Zhang J. Complex Big Data Analysis Based on Multi-granularity Generalized Functions[J]. *International Journal of Online Engineering*, 2018, 14(4): 43-57
- [13] Peng Chun, Li Jinlin, Wang Shanshan, et al. Multiple Relief Resources Robust Location-Routing Optimization[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2017, 25(6): 143-150 (彭春, 李金林, 王珊珊, 等. 多类应急资源配置的鲁棒选址-路径优化[J].

- 中国管理科学, 2017, 25(6): 143-150)
- [14] Huang Hui, Wu Han, Yang Jiaqi, et al. Study on After-Disaster Emergency Relieve Supplies Transportation Route Selection System Based on Real Time Route Information[J]. *Journal of Systems and Management*, 2018, 27(1): 50-56(黄辉, 吴翰, 杨佳祺, 等. 基于实时路况信息的灾后应急配送路径选择系统[J]. 系统管理学报, 2018, 27(1): 50-56)
- [15] Wang Yanxin, Li Xiangyang, Xu Lei. Fuzzy Rules Reasoning Method in Emergency Context Reconstruction [J]. *Systems Engineering: Theory and Practice*, 2012, 32(5): 954-962(王颜新, 李向阳, 徐磊. 突发事件情境重构中的模糊规则推理方法[J]. 系统工程理论与实践, 2012, 32(5): 954-962)
- [16] Leon-Novelo L G, Zhou X, Bekele B N, et al. Assessing Toxicities in a Clinical Trial: Bayesian Inference for Ordinal Data Nested Within Categories [J]. *Biometrics*, 2010, 66(3): 966-974

Constructing Scenario Dimension Model of City Waterlogging Under Big Data Environment

ZHU Xiaohan¹ LI Xiangyang¹ LIU Zhaoge¹

¹ School of Management, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China

Abstract: Objectives: Under big data environment, high frequency and real-time data collection, multi-sector interaction and data sharing, cross-border data fusion and multi-granularity data scaling of waterlogging scenario description have all become possible. Accordingly, in the representation of waterlog scenarios, it is very necessary for emergency managers to recognize the overall relevance of the scenario elements from a full-view perspective. **Methods:** Based on full-view management theory, we firstly propose a multi-dimension scenario framework of waterlogging disasters, with three dimensions selected, i.e. scenario level, scenario type and scenario granularity. Next, based on data nesting theory, focusing on the relationship of scenario elements at three typical scenario levels: city, community and residents, the scenario nesting structures are proposed, and the scenario dimension model of waterlogging disasters is constructed. Furthermore, an iterative algorithm for multi-dimension scenario generation is proposed, which integrates multi-level waterlogging scenario data and realizes the modification and improvement of scenario description. Finally, through a case study in Donghu, Wuhan City, the reasonability and validity of the proposed model are verified. **Results:** The case results show that through the various generic scenario elements and their associations provided by the proposed scenario dimension model, the scenario information of various administrative levels can be generated for effective scenario recognition and waterlogging response. Compared with traditional scenario representation, the proposed model shows advantages in multi-level scenario representation, dynamic scenario element nesting and multi-party interaction. **Conclusions:** The waterlogging scenarios of different levels, types and granularities interact with each other. Through the establishment of scenario dimension model, those scenario elements can be associated, which is greatly helpful for understanding waterlogging scenario information and makes the emergency response more effective.

Key words: big data; city waterlog; scenario-response; dimension model; scenario nesting

First author: ZHU Xiaohan, PhD candidate, specializes in disaster scenario and its deduction. E-mail: xiaohanzhu11@sina.com

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China (91746207, 71774043, 91024028).

引文格式: ZHU Xiaohan, LI Xiangyang, LIU Zhaoge. Constructing Scenario Dimension Model of City Waterlogging Under Big Data Environment[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(11): 1818-1828. DOI:10.13203/j.whugis.20190225(朱晓寒, 李向阳, 刘昭阁. 大数据环境下城市内涝灾害的情景维度模型构建[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2020, 45(11): 1818-1828. DOI:10.13203/j.whugis.20190225)