

## 引文格式：

刘尚钦, 张福浩, 仇阿根, 等. 基于城市信息单元的多源时空数据融合框架 [J]. 集成技术, 2023, 12(3): 34-47.

Liu SQ, Zhang FH, Qiu AG, et al. A multi-source spatio-temporal data fusion framework based on urban information units [J]. Journal of Integration Technology, 2023, 12(3): 34-47.

## 基于城市信息单元的多源时空数据融合框架

刘尚钦<sup>1,2,3,4</sup> 张福浩<sup>1,2\*</sup> 仇阿根<sup>2</sup> 张用川<sup>5</sup> 罗 宁<sup>6</sup>

<sup>1</sup>(兰州交通大学测绘与地理信息学院 兰州 730070)

<sup>2</sup>(中国测绘科学研究院 北京 100830)

<sup>3</sup>(地理国情监测技术应用国家地方联合工程研究中心 兰州 730070)

<sup>4</sup>(甘肃省地理国情监测工程实验室 兰州 730070)

<sup>5</sup>(重庆交通大学 重庆 400074)

<sup>6</sup>(中国科学院软件研究所 北京 100190)

**摘要** 建设智慧城市可有效提升城市治理与运行能力、打破城市发展困境。为探索如何基于物理-数字空间交融中的时空大数据提供面向城市管理的智能服务, 该文在解析多源、多维、异构时空大数据语义关系的基础上, 提出多源时空大数据透明融合框架。为实现这一目标, 该文进一步提出“城市信息单元”的概念作为构建物理-数字空间交融的数据组织基础, 首先, 对多源、多维、异构时空大数据进行主动汇集、语义解析, 完成地理知识时空构建, 依据唯一数据编码, 将数据信息映射至城市信息单元; 然后, 建立数据匹配模型和关联模型, 搭建数据透明融合框架, 结合多源异构数据要素匹配技术, 构建时空数据透明融合规则库; 最后, 在众多融合方法的支持下, 实现城市实体与时空多源时空数据的透明融合。借助城市信息单元与数据编码, 实现城市实体与时空大数据动态融合方法体系, 进而为用户提供智能化信息服务。

**关键词** 城市信息单元; 物理-数字空间; 多源异构数据; 透明融合框架

**中图分类号** P 237    **文献标志码** A    **doi:** 10.12146/j.issn.2095-3135.20220921001

---

收稿日期: 2022-09-21 修回日期: 2023-01-06

基金项目: 国家重点研发计划项目(2019YFB2102503); 中国测绘科学研究院基本科研业务费项目(AR2111); 兰州交通大学优秀平台项目(201806)

作者简介: 刘尚钦, 硕士研究生, 研究方向为地理数据融合、生态遥感; 张福浩(通讯作者), 研究员, 研究方向为政务地理信息服务, E-mail: zhangfh@casm.ac.cn; 仇阿根, 研究员, 研究方向为政务大数据服务、数据融合; 张用川, 副教授, 研究方向为地理信息系统、数据整合; 罗宁, 副研究员, 研究方向为政府数据治理、金融信息安全和分布式计算。

## A Multi-source Spatio-temporal Data Fusion Framework Based on Urban Information Units

LIU Shangqin<sup>1,2,3,4</sup> ZHANG Fuham<sup>1,2\*</sup> QIU Agen<sup>2</sup> ZHANG Yongchuan<sup>5</sup> LUO Ning<sup>6</sup>

<sup>1</sup>( Faculty of Geomatics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China )

<sup>2</sup>( Chinese Academy of Surveying and Mapping, Beijing 100830, China )

<sup>3</sup>( National-Local Joint Engineering Research Center of Technologies and Applications for National Geographic State Monitoring, Lanzhou 730070, China )

<sup>4</sup>( Gansu Provincial Engineering Laboratory for National Geographic State Monitoring, Lanzhou 730070, China )

<sup>5</sup>( Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China )

<sup>6</sup>( Institute of Software Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China )

\*Corresponding Author: zhangfh@casm.ac.cn

**Abstract** The construction of smart cities can effectively improve urban governance and operation capacity and break the urban development dilemma. To explore how to provide intelligent services for urban management through spatio-temporal big data in the physical-digital space intersection, this paper proposes a transparent fusion framework for multi-source spatio-temporal big data based on the analysis of the semantic relationships of multi-source, multi-dimensional, and heterogeneous spatio-temporal big data. To achieve this goal, a concept of “city information unit” is further proposed as the basis for building the data organization of physical-digital spatial integration. In particular, the multi-source, multi-dimensional, and heterogeneous spatio-temporal big data are first actively aggregated, semantically resolved, and then the geographic knowledge is constructed spatiotemporally; based on the unique data code, the data information is mapped to the city information unit; Next, in this paper, data matching model and association model are found, and a transparent data fusion framework is constructed. Combined with multi-source heterogeneous data element matching technology, a transparent spatio-temporal data fusion rule base is constructed. Finally, with the support of various fusion methods, the transparent fusion of urban entity and spatio-temporal multi-source spatio-temporal data is realized. With the help of urban information unit and data coding, we realize the dynamic integration system of urban entity and spatio-temporal big data, so as to provide users with intelligent information services.

**Keywords** urban information unit; physical-digital space; multi-source heterogeneous data; transparent fusion framework

**Funding** This work is supported by National Key Research and Development Program of China (2019YFB2102503), Basic Research Funds of the Chinese Academy of Surveying and Mapping (AR2111), and Excellent Platform of Lanzhou Jiaotong University (201806)

### 1 引言

在全球社会经济发展过程中, 城市扮演着重

要角色, 对生态环境建设有着巨大影响, 但目前城市发展面临诸多来自环境、能源、经济、交通及公共安全等方面的挑战<sup>[1]</sup>。随着城市人口的

持续性增长，加剧了城市建设和发展能力与其发展目标之间的不协调，阻碍了城市的发展<sup>[2]</sup>。面向城市的智能化管理利用信息技术连接人-物-社会，将技术、系统、服务和能力整合到一个灵活动态的有机网络中，可为政府、企业及公众提供优质高效的智能化城市服务<sup>[3-4]</sup>。

随着“互联网+”、大数据、5G、云计算、人工智能等技术的兴起，学者们逐步意识到，时空数据是国民经济发展的基础，是城市化建设的基础和平台，对社会经济发展、国土空间规划、政府决策等具有重要意义<sup>[5]</sup>。近年来，传感器技术的快速发展大大提高了时空数据信息获取能力，不同行业部门根据不同的需求生产了大量的空间数据；同时，时空数据的应用领域不断扩展、应用层次不断深入，用户对空间数据的生产、处理与分析等提出了更高的要求<sup>[6-7]</sup>。城市物理-数字空间社会传感大数据具有来源多样、格式多样、存储分散、数据量大等特点，为数据的协同表达、信息聚合、信息派生与增值以及数据挖掘带来了很大困难。多源时空大数据融合的关键在于对地理实体的几何位置、语义属性和拓扑关系等特征的合并处理。换言之，只有融合处理多源、多尺度的时空大数据中的同名实体，确保数据与物理城市空间之间的映射关系一致，才能将不同数据集中在一起，形成一个质量更高、满足应用需求的时空数据库，进而为城市管理与智能服务提供数据支撑<sup>[8-9]</sup>。

在城市管理的实际应用中，多源时空大数据利用数据挖掘、复杂网络、机器学习等技术进行融合和集成，实现从城市空间结构到群体行为规律，再到人-事-物交互的多维城市动态感知<sup>[10]</sup>。由于多源传感器设备的异构性和多样性，与单一传感器相比，其所采集的数据更加全面、具体，但数据也更加复杂和冗余。

为有效处理大量复杂和冗余数据，多源数据融合技术应运而生。多源数据融合技术旨在将不

同来源的传感器数据进行融合处理，得到比单一数据来源更加准确的信息，其作为一项智能化信息处理技术，已经在各个领域得到了广泛应用<sup>[11]</sup>。多源数据融合技术起源于军事领域，并逐渐在其他领域得以应用：在医疗领域，通过融合传感器采集的各项体征数据，可对病人的身体状态、所患疾病类型作出判断；在交通领域，通过获取车流情况、车速和道路占用等多源交通信息，利用数据融合技术可以实现有效的交通管理；在工业领域，多源数据融合技术被应用于故障诊断，在提高系统性能和生产效率方面发挥重大作用。系统框架是多源数据融合技术的重要研究内容之一。最典型的数据融合框架是美国国防部提出的联合指挥实验室框架模型<sup>[12]</sup>，目前已成为美国军方融合系统的一种实际标准，它将数据融合分为目标优化、态势评估、威胁评估3级<sup>[13]</sup>。英国学者提出的情报模型则将数据融合的过程抽象为收集、整理、评估和分发4个步骤。此外，还有学者针对不同的研究领域提出了不同的多源数据融合框架模型。King等<sup>[14]</sup>结合体域网的应用，开发出分层的数据融合框架，用于可穿戴设备的健康监测。Paola等<sup>[13]</sup>围绕多源数据融合在智慧家庭环境的应用，提出一种基于三层架构的传感器数据融合的系统，包括上下文感知、自我优化和自适应3部分。Bai等<sup>[11]</sup>针对温室监测系统传感器网络的信息融合问题，提出了分层网络的两阶段信息融合框架。上述学者针对不同的场景制定特殊的融合规则，有效提升了数据融合框架在专业领域的使用效果，但迁移性较差，在整个数据融合领域，缺乏广义的数据融合框架<sup>[14]</sup>。

目前，城市物理-数字空间多源异构数据融合与映射存在以下问题：(1)社会传感及政务信息数据信息形态复杂，数据融合时难以实现动态信息的互联、互通、互用以及综合运行管理动态信息，容易出现动态融合的容错性和鲁棒性

问题; (2) 多源时空数据与城市实体难以准确匹配, 不同类型数据之间相对孤立、关联性差, 较难实现时空大数据关联关系的解析与构建, 影响城市实体与多源时空数据的动态融合效率<sup>[15]</sup>。

本研究借助城市信息单元与数据编码, 在汇聚融合城市政务大数据和社会传感数据的基础上, 发展城市时空大数据的规范化本体描述框架, 研究基于时空约束、语义约束和关联规则的多源时空异构数据动态融合技术, 分析多源时空大数据的语义描述规则, 挖掘空间-语义模式间的隐式关联规则, 实现物理-数字空间社会传感数据与政务结构化数据深度融合, 进而为用户提供智能化信息服务。

## 2 相关概念

在人类社会, 80% 以上的信息与地理空间相关, 选择合适的基本空间单元作为锚点, 整合各类信息, 对于开展信息化建设及实现信息利用与

共享具有重要意义。有研究根据经纬度将城市地图划分为  $I \times J$  网格, 并将其作为城市数据最基本的单元——区域<sup>[16-19]</sup>。但在城市管理、社会治理及经济建设工作中, 往往以行政管理单元为空间单位进行垂直管理<sup>[20]</sup>, 因此, 本文根据城市管理层级, 对城市进行整体剖分, 构建空间基础信息实体, 定义多层级城市信息单元和城市信息单元包含的数据。我国的行政等级划分为: 一级省级行政区(省、自治区、直辖市、特别行政区), 二级地级行政区(地级市、地区、自治州、盟), 三级县级行政区(市辖区、县级市、县、自治县、旗、特区、林区), 四级乡级行政区(街道、镇、乡、民族乡、苏木、民族苏木、县辖区)。若忽略地区、自治州等特殊情况, 可以将城市大致划分为市、市辖区(区)、街道。结合城市计算和城市管理层级, 具体划分规则如图 1 所示, 其包括省(直辖市)、地级市、县(区)、乡镇(街道)、村(社区)、格网。

城市信息单元在格网层面的划分规则遵循四

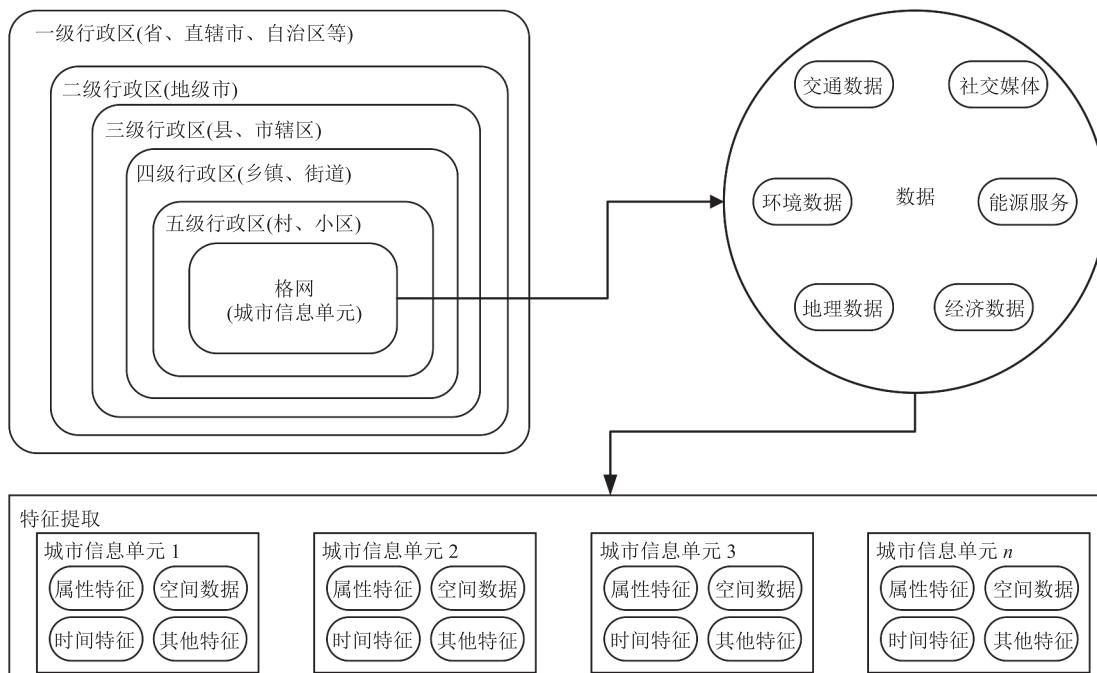


图 1 城市信息单元数据剖分

Fig. 1 City information unit data disaggregation

叉剖分原则，即第0级格网是将五级行政区的最大外接矩形平均分为4份，第1级格网是在第0级剖分格网的基础上再平均分为4份，直至满足应用场景需求。

城市信息单元包含城市管理中积累的基础政务数据、社会传感数据及时空数据等<sup>[16]</sup>，大致可划分为：(1)交通数据：道路、交通轨迹、人流量、交通监管数据等；(2)环境数据：水文、地质、大气、温度、气候、物种、生态和灾害等和自然环境相关的数据；(3)经济数据：人口分布、企业规模、经济指标、社会保障等与城市发展相关的统计数据；(4)地理数据：地图、建筑等包含地理位置信息的数据；(5)社交媒体数据：社会舆情等来自社交网络的包含地理信息的数据；(6)能源服务数据：与个人、企业及政府的水、电、煤、气等能源使用相关的数据。

### 3 研究方法

#### 3.1 城市信息单元编码

在多源时空大数据的应用过程中，合理的数据存储方式可以提高数据检索的效率，节约数据应用成本，提高数据服务质量。实现数据城市信息单元与数据立方体构建的前提在于对多源异构时空大数据的多重语义表达，优化数据的整合与管理。因此，本文提出一种数据编码，可以屏蔽数据融合过程中的复杂性，通过唯一的数据编

码，进行知识合并，实现数据的动态挂接，进而实现多源异构时空大数据透明融合。

城市信息单元是在传统二维地理空间编码的基础上，增加了时间属性、语义属性和关联属性的编码，编码由位置码+语义码+时间码+关联码组成。图2展示了具体编码规则：(1)位置码：行政区代码有9位，由省市县乡组成，编码符合GB/T 2260—2007和GB/T 10114—2003的规定，在此基础上添加6位，分别表示所在街道、小区与格网；(2)语义码：表示数据属性信息；(3)时间码：表示信息单元产生时间中的时间元素“年”“月”和“是否为节假日”，执行GB/T 7408—2005，在此基础上添加4位，分别表示是否为节假日与时间间隔；(4)关联码：有效范围为01~99，用以标注此城市信息单元与相关信息单元的关联强度，数字越接近01，说明此条记录具有特殊性，用于监测时空行为异常。如：在某时间(时间码)，某栋楼(位置码)出现停电现象(语义码)，而周边信息单元并未发生此类情况时，此条记录的关联码应该较接近于01，用以表明时间特殊性。

基于唯一的信息单元编码标识，可实现多种环境信息快速入库和集中管理，用以支持地址语义与空间信息的融合。利用对目标区域进行数据剖分产生的城市信息单元编码，可将空间查询转换为整型编码数值匹配查询，大大提高了矢量、关注区域等查询效率。基于统一的信息单元编码，可将

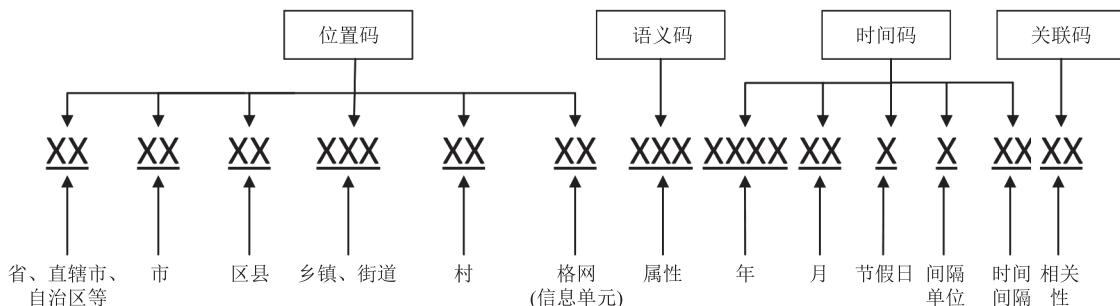


图2 城市信息单元编码规则

Fig. 2 Rules for coding city information units

来自多部门、多类型的数据集成在一个平台上，并按剖分格网进行多尺度统计展示，可实现基于剖分塔式层级数据的快速请求、生成与服务。

### 3.2 数据立方体

本文提供了一种塔式数据聚合方法，按照城市管理层级设置包括市、行政区、街道、区域和格网在内的不同等级，不同管理层级形成包含关系。根据城市管理层级，将城市划分为地理上相互独立的多个城市信息单元，每一层的城市信息单元包含目标变量的时间特征和空间特征，本层单元内部包含下一层单元的所有联合特征，基于多层次城市信息单元构建城市信息的整体架构，如图 3 所示。

对时空大数据进行数据清洗、缺失值处理、数值归一化等预处理后，进行数据整合和特征提取。首先，利用自然语言结构化描述技术，提取城市信息单元语义信息；然后，利用 LSTM 学习城市信息单元的时间特征，采用图嵌入算法 node2vec 学习城市信息单元之间的空间特征；最后，通过信息单元的数据描述信息，将所述时间特征、空间特征和外部数据特征进行剖分，通过塔式聚合结构按层级对应至每个城市信息单元。

省、直辖市、自治区等

地级市

县、市辖区

乡镇、街道

村、小区

格网

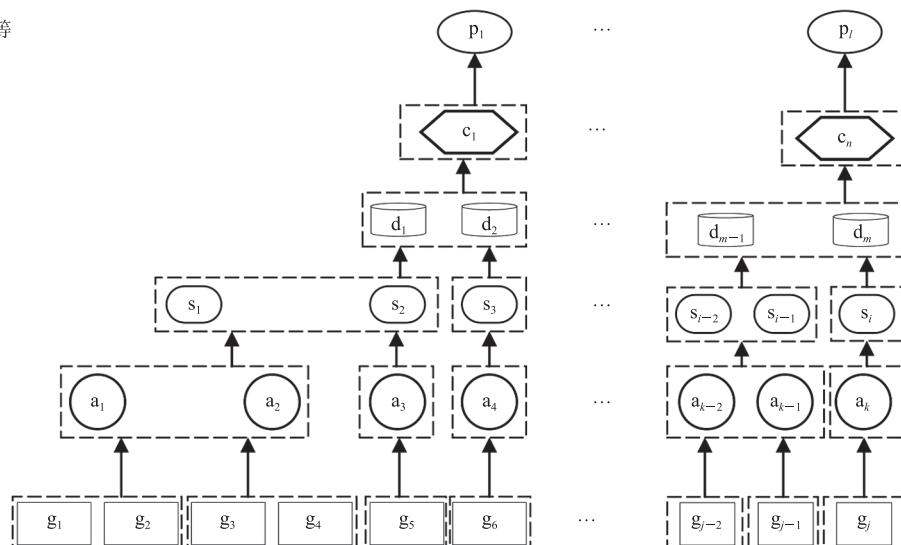


图 3 塔式数据结构

Fig. 3 Tower data structure

在地理空间信息的实际应用中，空间数据种类繁多、关系复杂，且不同行业有不同内容的专业信息，地理空间数据的生产和维护分散在不同的单位，采用的数据标准各异，造成了部门或系统之间、不同历史阶段之间的标准不统一。对于空间数据的分类和组合问题，需要综合运用最大似然法、贝叶斯方法、联合概率数据互联法进行空间数据关联，确定多源地理空间信息和目标源对应关系，解决单一来源数据时间域上的关联问题，以及多源数据空间域上的关联问题，从而有效确定来源于同一目标的数据。将每一基本城市信息单元看作一个地理实体，确定其唯一的地理位置，进行语义地址匹配，确定其他数据与城市信息单元的关联规则：对于给定的数据集  $D=\{add_1, add_2, \dots, add_n\}$ ，语义地址匹配的目标是找到地址对  $(add_i, add_j)$ ，满足  $add_i = add_j$ ，其中  $add_i \in D, add_j \in D$  且  $i \neq j$ 。

图 4 展示了一种数据组织方式，该方式对海量、多源异构、多模态的时空大数据进行语义分析和知识抽取，包括空间信息抽取、语义信息抽取、时间信息抽取等，抽取后进行地理实体时空知识构建，并根据开放地理语义网、行业知识图

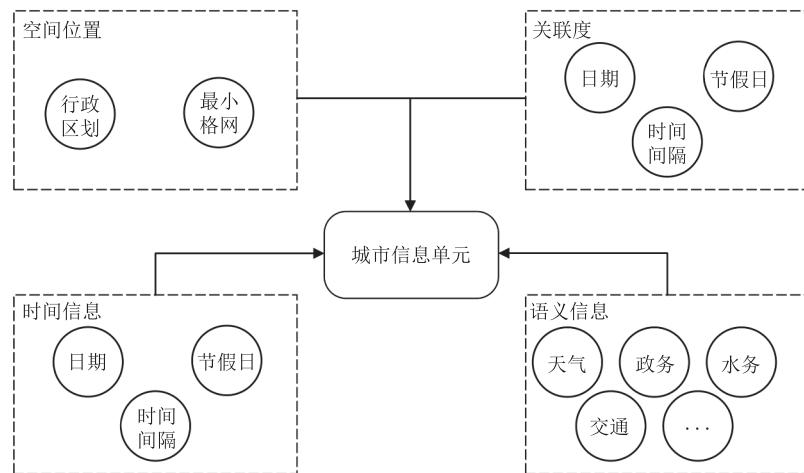


图 4 城市信息单元数据立方体

Fig. 4 City information unit data cube

谱等进行知识合并，构建完整的地理知识图谱，进而形成城市信息单元数据立方体。

### 3.3 时空大数据资源池

数据融合指将多个传感器采集的数据，利用计算机处理技术并采用一定的准则进行协调优化和综合处理，以得到满足实际需求且质量更高的数据。经过融合后的数据集合了多种数据的优势，可获得更精确的状态和估计。空间数据融合主要是将多源空间数据进行集成和整合，把不同的数据源融合生成一个新的、质量更好的数据源的过程，根据空间数据类型的不同，可将空间数据融合分为矢量空间数据融合、栅格空间数据融合、矢量与栅格空间数据融合等。为实现数据动态融合，本文构建了一个时空大数据资源池，内容包括多源异构数据、数据融合模型和融合规则库。考虑到多元主体的需求，需要明晰融合目标，然后根据目标构建多层次特征学习和可泛化通用的主题融合模型。融合规则库根据各种规范、标准和专家经验建立，并通过对用户使用偏好的学习实现自我更新。该融合规则库包括数据源之间匹配与关联规则、数据源质量和现势性评价规则、空间要素变化类型的知识推理规则、空间数据融合操作的实施规则等。在透明融合规则

库的支持下，可实现多尺度多维度之间、多传感器信息与地图信息之间、静态与时间序列之间、地理数据与社会经济信息之间等方面的数据融合。根据及时更新的数据融合服务模型和数据集，可提供更多数据服务，拥有更高的数据质量，最终实现城市实体与时空大数据的动态融合。

通过构建具有明确意义的理论模型和融合理论，将地理空间数据融合问题转化为统一理论框架下的特征提取与约简、信息补全、语义分析与消解、参数调制设计等子问题；从信息模型和数学推导出发，通过数学推导建立通用的融合数学模型，以面向主题应用为设计思路，进行空间、光谱、拓扑、属性等相关性参数的调制构建，并结合实际应用对融合模型进行解释；利用数据相互间固有的约束关系，分析不同融合方法与模型的适用程度和相似程度，为建立面向主题的融合模型提供理论指导；结合合理的数学方法以及相关的标准创建规则库。如图 5 所示的高精度城市环境质量评估框架，可用于基于城市感知数据的细粒度空气质量评价。

图 5 的框架主要由 3 部分组成：(1) 同构数据融合，其主要通过差异分析、数据分析及关系

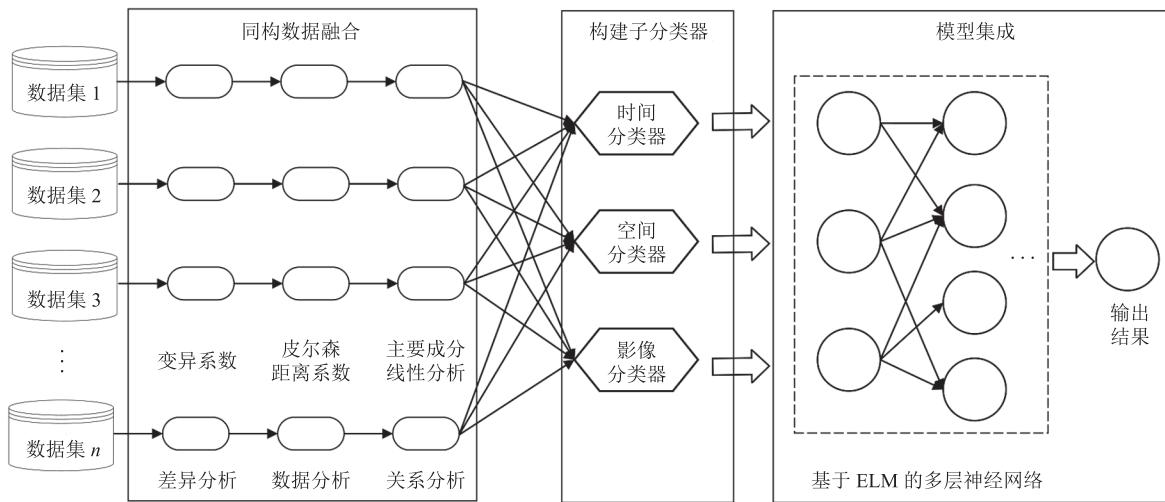


图 5 高精度城市环境评价系统框架

Fig. 5 Framework of high precision urban environmental evaluation system

分析对不同源数据进行匹配,从而找到相似性较高的同构数据集合,通过语义关系和知识关联度,找到城市环境评价相关的因子并进行特征提取,如气象数据、地表覆盖、污染物、遥感影像等数据;(2)构建子分类器,在同构的多源数据中,针对数据类型选择合适的建模方法对任务目标进行推理,对于城市环境评价,主要利用3个子分类器:时间分类器、空间分类器及影像分类器,分别识别城市环境时间变化规律、空间分布现状以及根据影像信息,从而对环境现状进行实时评估;(3)模型集成,基于多子分类器的推理结果进行模型集成,并得到最终的推理模型,本章采用基于极限学习机(extreme learning machine, ELM)的多层神经网络对多子分类器进行聚合。

#### 4 多源数据融合框架设计

多源数据融合框架的研究始于1973年,美国国防部提出了The Joint Directors of Laboratories(JDL)数据融合模型,对源异构数据进行了融合,自此,面向主题的数据融合有了较为统一

的流程、功能以及可用技术<sup>[21]</sup>。在实际应用中,Yerva等<sup>[22]</sup>提出了Cyber-Physical空间融合框架,用以研究天气与人们情绪之间的关系,Yerva等先从社交媒体获取相关情绪信息,再与气象传感器等数据相融合,以研究二者联系;Kalamkar等<sup>[23]</sup>和白云等<sup>[24]</sup>将不同来源(如临床资料库、传感设备、历史或文本数据)的数据进行融合,并提出了医疗保健领域的数据融合架构。

#### 4.1 时空数据透明融合

本文主要研究物理-数字空间多源异构时空大数据的特征学习及深度融合等内容,融合流程如图6所示。为将时空数据与城市实体进行动态挂接,本文对城市实体进行多尺度划分(省、市县、乡、街道、小区、最小格网),形成多级城市信息单元,并对城市信息单元进行编码,以实现物理与数字空间的实时映射。利用知识图谱、视觉知识和深度学习等技术,实现城市实体的三维检测、分割、跟踪矢量、挂接属性的自动入库,将物理世界中多源异构和多模态的空间大数据组织形成复杂庞大的数据语义网络,解决跨领域的数据在几何位置、属性语义、逻辑等方面相似性、不一致性问题;构建多源异构时空数据

资源池，实现多源、异构、封闭系统的城市政务大数据的透明融合。

首先，将城市实体按城市管理层级划分为所需的城市信息单元，将时空大数据按城市信息单元进行三维剖分，包括时间关系、空间关系、语义关系的特征语义分析和提取，并依据知识图谱等技术构建完整的地理知识图谱；然后，基于城

市信息单元唯一的数据编码标识，实现时空数据与城市物理空间的自定义、动态挂接，实现多源异构时空大数据的透明融合。

#### 4.2 物理-数字空间交融的多源异构数据动态融合框架

本文面向城市管理提出了物理-数字空间交融的多源异构数据动态融合框架，如图 7 所示：

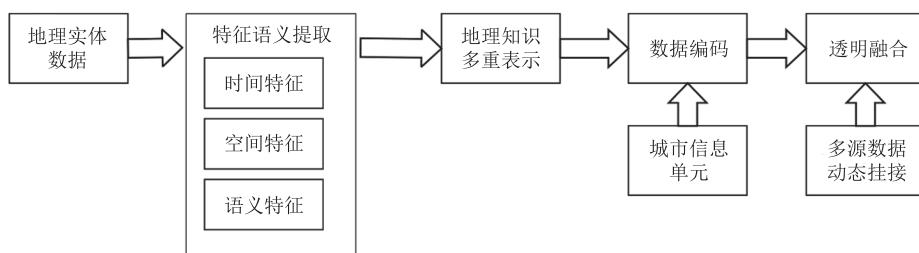


图 6 融合流程图

Fig. 6 Fusion flow chart

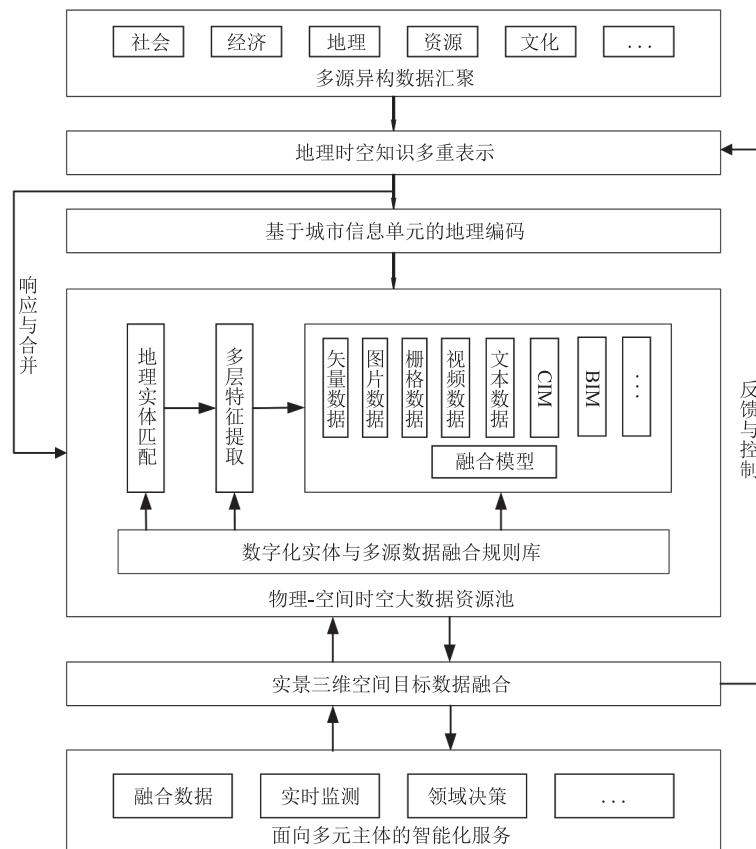


图 7 一种基于城市信息单元的多源时空数据透明融合框架

Fig. 7 A transparent fusion framework for multi-source spatio-temporal data based on urban information units

(1) 采集城市物理-数字空间的相关数据后进行预处理, 获取可用原始数据集; (2) 解析数据间语义关系, 对城市信息单元进行知识抽取, 构建地理知识图谱; (3) 基于城市信息单元及多源数据形成唯一的编码标识; (4) 在物理-空间时空大数据资源池的支持下, 对数据进行特征级融合; (5) 基于融合结果提供面向城市管理的信息聚焦决策服务。该框架通过对语义信息进行分析, 抽取数据之间的空间关系、语义关系、时间关系, 然后对城市信息单元进行编码分类, 实现时空信息与城市实体之间的精准映射。模型可通过对用户需求、数据融合过程、数据描述的动态追踪与自动学习, 进行语义词典的更新, 从而实现多源、跨尺度、多模态时空大数据的透明融合。将面向主题的数据透明融合框架应用于城市管理过程中, 可以将海量多源异构数据的动态挂接至城市信息单元, 实现面向主题的决策级融合, 使用者不需要了解原始数据来源与数据全貌, 就能够获取所需的融合结果, 使城市管理更加

便捷高效。

## 5 应用实例

本文基于城市信息单元的多源时空数据透明融合框架并依托国家重点研发物理-数字空间交融的城市管理和服务项目, 搭建了物理-数字空间交融的城市管理和服务平台(如图 8 所示)。对多源、多维、异构时空大数据进行主动汇集, 并对其语义关系进行解析, 建立基于决策规则树的时空大数据不一致性分类、形式化描述及判别准则, 发展城市时空大数据的规范化本体描述框架, 建立位置驱动的城市时空大数据可视化图谱, 实现城市实体与时空大数据动态融合方法体系。

本文为了提高城市管理效率, 提供更加智能的社会服务, 基于时间、空间、尺度、语义等特征建立时空大数据自适应映射、融合规则, 突破城市物理-数字空间多源异构数据自

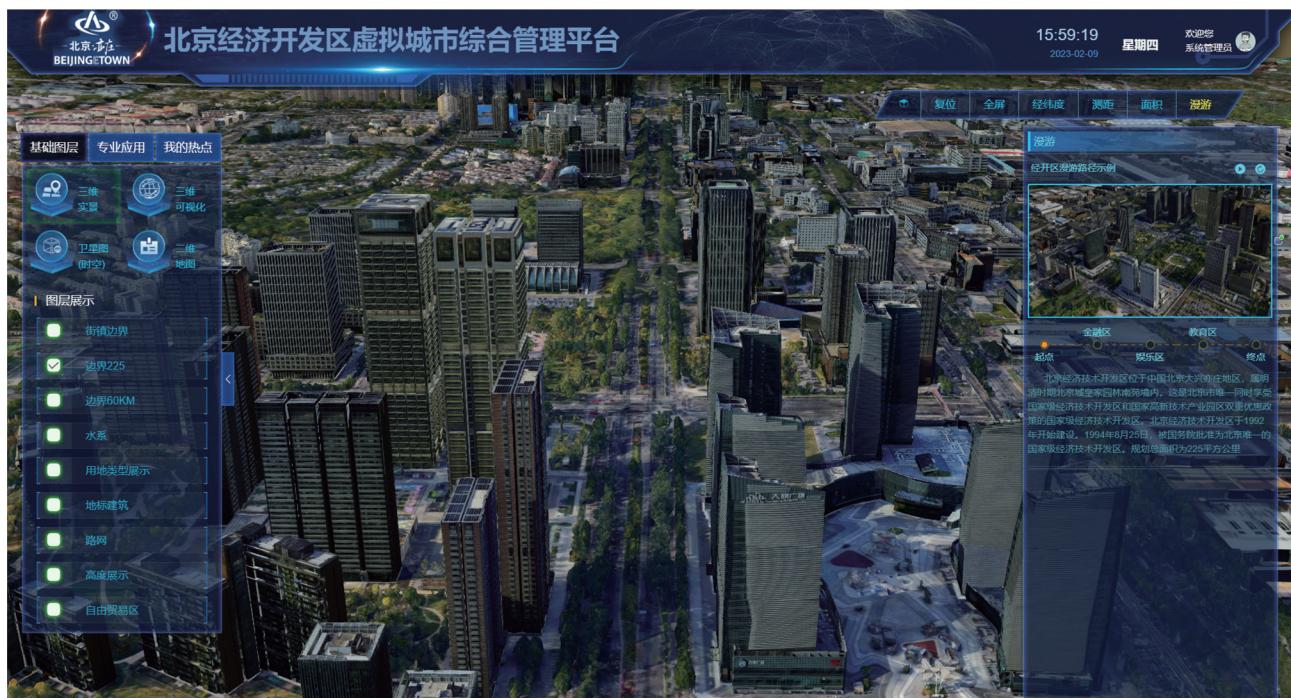


图 8 物理-数字空间交融的城市管理和服务平台

Fig. 8 Urban management and service platform where physical and digital spaces converge

适应匹配融合技术，实现时空大数据关联关系自动解析和构建，以时空关系为纽带，抽取

“人”“事”“物”三者的状态、特征和发展趋势等关键内容，为决策者、指挥者及人民群众提供个性化多粒度综合智能服务。因此，物理-数字空间交融的城市管理和服务技术软件采用B/S架构，软件的逻辑框架设计由5层结构、两大保障体系构成，采用层次化设计思想，以实现不同层次间的相互独立性，保障系统的高度稳定性、实用性和可扩展性。

物理-数字空间交融的城市管理和服务技术数据来源主要包括城市管理的各类数据、政务服务审批数据、模型数据、人口数据、交通数据、物联网数据、视频数据等。数据架构图如图9所示。

与其他系统对接的API数据、表单数据、业务内部流转数据等结构化数据存放于关系型数据

库中，为各应用场景提供人口、交通和业务等数据支撑。

随着北斗导航、卫星遥感、传感器、物联网等技术的不断成熟，获取了海量的多时空分辨率的城市影像、激光点云、社交媒体、城市监控、公交刷卡和手机定位等数据。这些时空大数据记录了从城市空间到人类个体的多维城市信息，为立体化、综合化、多维度城市感知提供了新途径。多源时空大数据利用数据挖掘、复杂网络、机器学习等技术进行融合和集成，可实现从城市空间结构、群体行为规律，到人-事-物交互的多维城市动态感知。

在公共事件应急智能响应中，执行涉疫排查融合服务（包括北京健康码和国家一体化政务服务平台健康码状态，居住地排查和离返京目的地结果，疫苗注射和核酸异常结果）的平均时间为

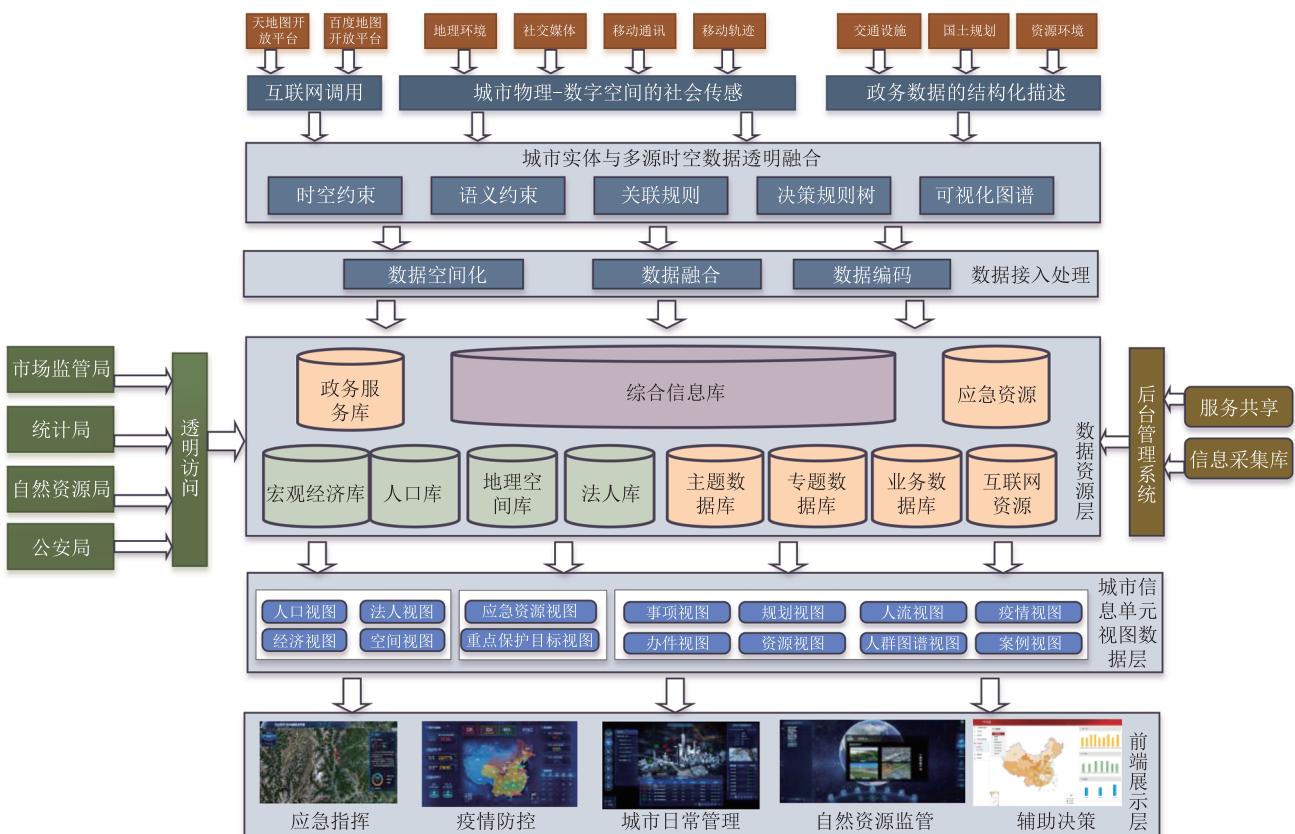


图9 数据架构图

Fig. 9 Data architecture diagram

1 070.48 s (17.84 min)。排查人数共计 3 383 人, 若采用传统人工采集上报涉疫情况的方式, 采集上述数据需 4~6 h, 采用系统涉疫排查融合服务的响应时间则缩短了 1/8。

## 6 总 结

城市物理-数字空间多源异构数据融合意义重大, 具有广阔的应用前景: (1)时空数据融合有助于拓宽矢量数据研究的宽度和广度, 完善相关的理论、技术和方法体系; (2)对同一地区不同来源的矢量空间数据进行相互集成和融合处理, 可以使这些数据在属性和几何位置上相互印证、相互补充和相互关联, 精准地确定地理实体相关信息, 提高数据精度; (3)将更新数据与原有数据进行空间匹配, 可实现多尺度时空数据之间的更新。

多源数据融合技术自 20 世纪 70 年代诞生以来, 已应用延伸到国民经济的各个领域。然而, 目前多源数据融合技术仍存在一些不足, 针对其尚未形成通用的系统框架、多源异构数据融合算法在处理不同源数据时存在局限性等问题, 本文利用城市多源社会传感数据和时空数据, 及时全面地了解和掌握城市公共安全态势、社会舆情、政务事件、经济发展等信息。通过对多源数据的多重语义表达, 优化数据的整合与管理, 本研究提出了一种数据编码可屏蔽数据融合过程中的复杂性, 通过唯一的数据编码进行知识合并, 实现数据的动态挂接, 进而实现多源数据的透明融合。在城市信息单元基础上开展时空数据透明融合服务模型的设计与研究, 数据服务遵循透明计算范式, 支持多源异构数据的透明集成和融合。基于城市信息单元的多源时空数据融合框架, 对物理-数字空间多源异构数据的动态融合问题进行研究。利用知识图谱、视觉知识和深度学习等技术, 实现城市实体的三维检测、分割、跟踪矢

量、挂接属性入库的自动化, 将物理世界中多源异构和多模态的空间大数据组织形成复杂庞大的数据语义网络, 可解决跨领域数据在几何位置、属性语义、逻辑等方面相似性、不一致性问题; 结合天-空-地一体化多源三维数据融合和可视化技术, 可实现静态三维可视化向智能动态可视化转变; 构建多源异构时空数据资源池, 实现多源、异构、封闭系统的城市政务大数据的透明融合。在物理-数字空间交融的城市管理下, 将所提数据融合框架和改进方法进行具体应用, 将融合框架应用到群体行为演化、公共智能应急事件等具体场景。本文基于城市信息单元的多源时空数据融合框架, 在公共智能应急事件响应的应用中引入城市信息单元编码与融合算法选择机制, 使得融合系统在处理数据时, 通过分析数据样本特点可择选出最佳算法, 提高了数据融合效率。

## 参 考 文 献

- [1] Mori K, Christodoulou A. Review of sustainability indices and indicators: towards a new city sustainability index (CSI) [J]. Environmental Impact Assessment Review, 2012, 32(1): 94-106.
- [2] 马亚雪, 李纲, 谢辉, 等. 数字空间视角下的城市数据画像理论思考 [J]. 情报学报, 2019, 38(1): 58-67.  
Ma YX, Li G, Xie H, et al. Theoretical thinking on city profile from the perspective of digital space [J]. Journal of the China Society for Scientific and Technical Information, 2019, 38(1): 58-67.
- [3] Bakıcı T, Almirall E, Wareham J. A smart city initiative: the case of Barcelona [J]. Journal of the Knowledge Economy, 2013, 4(2): 135-148.
- [4] Lytras MD, Visvizi A. Who uses smart city services and what to make of it: toward interdisciplinary smart cities research [J]. Sustainability, 2018, 10(6): 1998.

- [5] Hashem IAT, Chang V, Anuar NB, et al. The role of big data in smart city [J]. International Journal of Information Management, 2016, 36(5): 748-758.
- [6] Ang LM, Seng KP, Zungeru AM, et al. Big sensor data systems for smart cities [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2017, 4(5): 1259-1271.
- [7] Aguilera U, Peña O, Belmonte O, et al. Citizen-centric data services for smarter cities [J]. Future Generation Computer Systems, 2017, 76: 234-247.
- [8] 李可霞. 地名数据语义一致性匹配研究 [D]. 成都: 西南石油大学, 2017.  
Li KX. Research on semantic consistency matching of place name data [D]. Chengdu: Southwest Petroleum University, 2017.
- [9] 宋华标. 多源地名数据融合处理技术研究 [D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2017.  
Song HB. Research on multi-source place name data fusion processing technology [D]. Zhengzhou: PLA Information Engineering University, 2017.
- [10] 杜保臻. 多源数据融合系统框架与证据理论算法研究及其在智慧医疗中的应用 [D]. 济南: 山东大学, 2019.  
Du BZ. The research on multi-source data fusion system framework and evidence theory algorithm and its application in smart healthcare [D]. Jinan: Shandong University, 2019.
- [11] Bai XZ, Wang ZD, Sheng L, et al. Reliable data fusion of hierarchical wireless sensor networks with asynchronous measurement for greenhouse monitoring [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2019, 27(3): 1036-1046.
- [12] Schreiber-ehle S, Koch W. The JDL model of data fusion applied to cyber-defence — a review paper [C] // Proceedings of the 2012 Workshop on Sensor Data Fusion: Trends, Solutions, Applications, 2012: 13060829.
- [13] Paola AD, Ferraro P, Gaglio S, et al. An adaptive bayesian system for context-aware data fusion in smart environments [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(6): 1502-1515.
- [14] King RC, Villeneuve E, White RJ, et al. Application of data fusion techniques and technologies for wearable health monitoring [J]. Medical Engineering & Physics, 2017, 42: 1-12.
- [15] 冯成. 多源异构数据融合关键技术研究 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2020.  
Feng C. Research on key technologies of multi-source heterogeneous data fusion [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2020.
- [16] Liang YX, Ouyang K, Jing L, et al. UrbanFM: inferring fine-grained urban flows [C] // Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, 2019: 3132-3142.
- [17] Hoang MX, Zheng Y, Singh AK. FCCF: forecasting citywide crowd flows based on big data [C] // Proceedings of the 24th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, 2016: 6.
- [18] Zhang JB, Zheng Y, Qi DK, et al. DNN-based prediction model for spatio-temporal data [C] // Proceedings of the 24th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, 2016: 92.
- [19] Song C, Lin YF, Guo SN, et al. Spatial-temporal synchronous graph convolutional networks: a new framework for spatial-temporal network data forecasting [C] // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(1): 914-921.
- [20] 余磊, 熊伟, 张瑶. 新型冠状病毒肺炎疫情背景下的规划信息化建设思考 [C] // 2020/2021 中国城市规划年会暨 2021 中国城市规划学术季, 2021: 485-491.  
Yu L, Xiong W, Zhang Y. Thoughts on planning

- informatization construction in the context of novel coronavirus pneumonia [C] // Proceedings of the 2020/2021 China Urban Planning Annual Conference and 2021 China Urban Planning Academic Season, 2021: 485-491.
- [21] Llinas J, Bowman C, Rogova GL, et al. Revisiting the JDL Data Fusion Model II [C] // Proceedings of the Seventh International Conference on Information Fusion, 2005: 156-189.
- [22] Yerva SR, Jeung H, Aberer K. Cloud based social and sensor data fusion [C] // Proceedings of the 2012 15th International Conference on Information Fusion, 2012: 2494-2501.
- [23] Kalamkar S, Mary AG. Clinical data fusion and machine learning techniques for smart healthcare [C] // Proceedings of the 2020 International Conference on Industry 4.0 Technology, 2020: 211-216.
- [24] 白云, 李白杨, 周艳, 等. 海外公共安全场景下的开源情报组织与分析方法研究——基于“事件-主题-相关者”的多源数据融合框架 [J]. 情报杂志, 2022, 41(3): 38-46.  
Bai Y, Li BY, Zhou Y, et al. Research on open source intelligence organization and analysis methods in overseas public security scenarios: a multi-source data fusion framework based on “event-subject-stakeholder” [J]. Journal of Intelligence, 2022, 41(3): 38-46.