

基于异构图网络的文物安防动态风险评估

石鸿凌^{ab}, 彭芯茹^a, 江小平^{ab*}, 丁昊^{ab}, 李成华^{ab}

(中南民族大学 a. 电子信息工程学院; b. 智能无线通信湖北省重点实验室, 武汉 430074)

摘要 依赖于专家知识的传统风险评估方法通常为静态评估, 无法满足不可移动文物多变风险的识别与评估需求. 提出了一种基于语义路径编码异构图网络的文物安防动态风险评估方法, 通过构建文物安防知识图谱, 规范化存储风险相关的影响因素, 然后采用语义路径编码对安防知识图谱中的实体特征进行聚合, 帮助网络提取更准确的实体知识表示, 提高了风险等级分类的准确率. 此方法在多个国家重点文物保护单位中进行了测试, 风险等级分类的准确率为94.74%, 和专家评估的结果基本吻合, 对文物的风险管控和安防管理具有一定的指导和参考价值.

关键词 异构图网络; 知识图谱; 风险评估; 文物安全防范

中图分类号 TP182 文献标志码 A 文章编号 1672-4321(2025)01-0075-10

doi:10.20056/j.cnki.ZNMDZK.20250714

Dynamic risk assessment of cultural heritage security based on heterogeneous graph networks

SHI Hongling^{ab}, PENG Xinru^a, JIANG Xiaoping^{ab*}, DING Hao^{ab}, LI Chenghua^{ab}

(South-Central Minzu University, a. College of Electronic and Information Engineering; b. Hubei Key Laboratory of Intelligent Wireless Communications, Wuhan 430074, China)

Abstract The traditional risk assessment methods relying on expert knowledge are usually static, which cannot meet the needs of identification and assessment of variable risks of immovable cultural heritage. A dynamic risk assessment method for cultural heritage security based on semantic path coding heterogeneous graph network is proposed. By constructing a cultural heritage security knowledge graph, the influencing factors related to the dynamic risk of cultural heritage security are stored in a normalized way, and then the entity features in the security knowledge graph are aggregated using semantic path coding, which helps the network to extract a more accurate representation of the entity knowledge, and improves the accuracy of the risk level classification. The method is tested on several national key cultural heritage protection units, and the accuracy rate of risk level classification is 94.74%, which is basically consistent with the results of expert assessment, and it has certain guidance and reference value for risk control and security management of cultural heritage.

Keywords heterogeneous network; knowledge graph; risk assessment; cultural heritages security

文物是珍贵的、不可再生的历史资源, 它们不仅是历史文化的见证, 而且也是国家文化和历史安全的重要载体, 截至2022年3月, 全国共有不可移动文物76.7万余处. 中国不可移动文物总量大、分布广、资源极为丰富, 做好不可移动文物保护与管理工作具有极其重要的意义. 为了更科学有效地进行文物保护, 学者们尝试将风险管理理论引入文物

领域, 通过量化文物风险, 有针对性地采取安防措施, 减少风险事件发生的可能性, 最大限度地避免对文物的损害. 因此, 文物风险评估逐渐引起了界的关注和研究.

目前文物领域风险评估相关的研究主要有文物价值评估^[1]、文物消防风险评估^[2-3]、自然灾害风险评估^[4]等, 均采用专家评分法实现. 目前针对于文物

收稿日期 2023-08-10 *通信作者 江小平, 研究方向: 智能安防, E-mail: jiangxp@scuec.edu.cn

作者简介 石鸿凌(1979-), 男, 讲师, 博士, 研究方向: 深度学习、物联网, E-mail: hongling.shi@scuec.edu.cn

基金项目 国家重点研发计划资助项目(2020YFC1522900); 中央高校攻关计划专项资金资助项目(CZY23026)

安防风险评估的研究较少,陈思等人^[5]也采用建立专家评分法实现了文物安防风险评估模型.专家打分法需要专家构建相应的风险评估指标体系,并进行现场勘察后对评估指标进行评估评分,但打分的指标项数量多,工作量大,评估结果也通常为静态,缺少了对文物安全风险中动态因素的考虑.利用神经网络进行风险评估也成为一种重要的研究方向.PALTRINIERI 等人^[6]针对涉及石油和天然气钻机的驾驶场景提出了一种基于机器学习的风险评估方法.BONDE 等人^[7]开发了三个深度神经网络模型,实现了对创伤患者的风险评估预测.史运涛等人^[8]提出用于社区家用燃气系统风险评估的图神经网络模型.将知识图谱和图神经网络相结合,是目前风险评估领域中的一个热点^[9-12].

我国文物数量大、地域广、类型多,专家评分法可复制性差,在行业推广时存在不足.针对文物风险评估问题的复杂、困难和目前风险评估方法的局限性,本文尝试将知识图谱技术与异构图网络技术引入到文物安防动态风险评估领域,提出了基于语义路径编码异构图网络的动态风险评估方法,通过对此方法的实例测试,证明了它们的有效性和可行性.

1 基于语义路径编码异构图网络的文物安防动态风险评估

如图 1 所示为基于语义路径编码异构图网络的文物安防动态风险评估方法的整体框架.该方法首先收集文物保护单位的安防工程风险评估报告、安防工程风险评估指标体系、安防工程设计方案、安全防范工程技术标准等原始数据,构建文物安防领域本体,然后在文物安防领域本体的指导下,通过知识抽取、知识存储等步骤构建文物安防知识图谱.将文物安防知识图谱的实体属性特征及实体关系等信息作为语义路径编码异构图网络的输入,网络可以被划分成三层,分别是基于语义路径编码的实体级注意力层、语义级注意力层,以及实体分类层.通过基于语义路径编码的实体级注意力层,实现特定语义关系下各实体特征嵌入的学习,接着通过使用语义级的注意力机制,来学习每种语义关系对实体的重要性,从而获得每个实体在各种语义关系影响下的实体特征嵌入,最后将新得到的实体特征嵌入输入实体分类层,对每个实体的标签类别进行分类,得到最终的风险等级,实现风险评估.

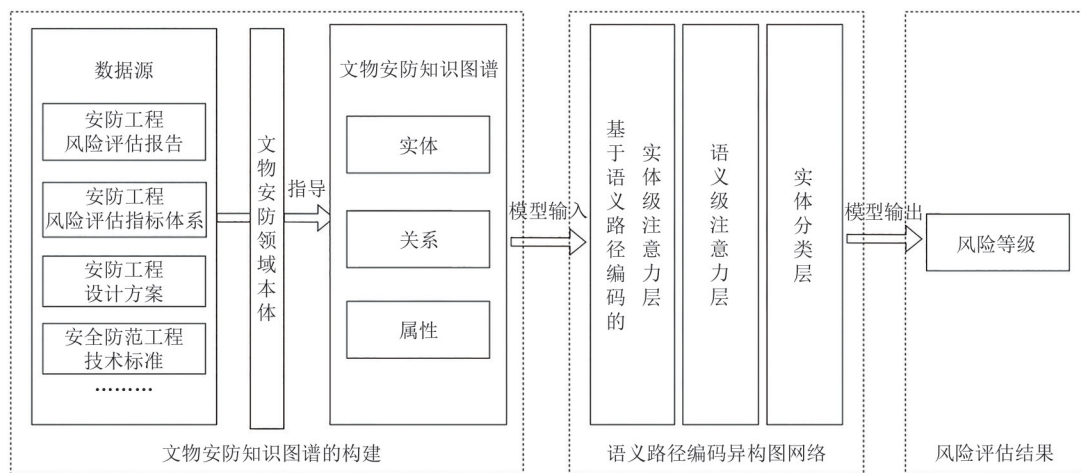


图 1 文物安防动态风险评估方法的整体框架

Fig. 1 Framework for the overall dynamic risk assessment methodology for cultural heritage security

1.1 文物安防知识图谱的构建

由于文物安防动态风险评估涉及文物本身、环境、人力防范、实体防范、技术防范等多方面的知识表达要素和风险影响因素,相比于非结构化的文本和传统的关系型数据库,知识图谱将实体和它们之间的关系进行结构化的描述,语义网络可以为复杂的真实世界建模,将文物安防领域的知识表述为与人们的认识相一致的形式,使人们更好的组织、管理、理解这些知识.

文物安防知识图谱是完成风险评估的数据基础,其中存储的知识越完备,语义路径编码异构图网络能挖掘和学习到的信息就越多,风险评估结果就越准确.由于文物安防领域的复杂性和专业性,目前没有较为成熟的文物安防领域本体,在分析文物安防系统构成及文物安防知识特征后,利用一种完整的、系统化的本体建模方法——七步法^[13]来构建文物安防领域本体.其本体构建流程如图 2 所示.

按照七步法依次完成文物安防领域本体构建

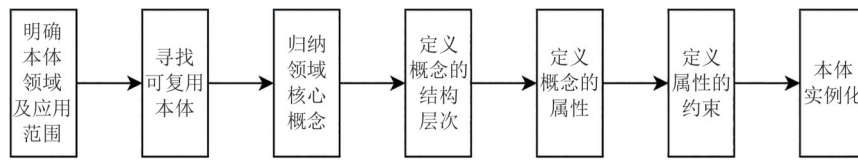


图2 七步法本体构建流程

Fig. 2 Seven-step ontology building process

的各个具体实现步骤如下:

(1)明确本体领域及应用范围:构建的本体将应用于文物安防领域,侧重于文物安防动态风险评估,所以设计本体过程中,聚焦文物安防动态风险评估知识来建立本体模型。

(2)寻找可复用本体:通过文献调研,了解到目前存在一些和文物相关的领域本体,但它们主要用在文物数字化^[14]、文物信息资源管理^[15]等领域,在文物安防领域可复用性不高,要按文物安防领域的需求构建新的本体。

(3)归纳领域核心概念:通过分析各文物保护单位

位安防工程风险评估报告、安防工程设计方案、安防工程风险评估指标体系,以及国家文物安防标准《博物馆和文物保护单位安全防范系统要求》(GB/T 16571-2012)^[16]和《安全防范工程技术标准》(GB/50348-2018)^[17]等材料,在文物专家和安防专家的指导下,总结出领域中的基本概念,然后将这些基本概念进一步扩展到更多的术语和词汇,并且根据这些丰富的词汇对本体中类来进行定义.研究涉及到“文物保护单位”、“防护对象”、“人力防范”、“实体防范”、“技术防范”五个核心概念,其准确定义见表1所示。

表1 专业术语的定义

Tab. 1 Definition of terminology

概念	定义
文物保护单位	对文物本体及周围一定范围实施重点保护的区域的总称
防护对象	文物保护单位内由于面临风险而需要对其进行保护的特定部位,如考古挖掘点位、独立墓冢或者某栋建筑等
人力防范	具有相应素质的人员有组织的防范、处置等安全管理行为,简称人防
实体防范	利用建(构)筑物、屏障、器具、设备或其组合,延迟或阻止风险事件发生的实体防护手段,又称物防
技术防范	利用传感、通信、计算机、信息处理及其控制、生物特征识别等技术,提高探测、延迟、反应能力的防护手段,又称技防

(4)定义概念的结构层次:先从领域中的基本概念开始,自顶向下与自底向上相结合的方式对定义好的概念间划分层级,并将其组织为一个树形的层次模型,例如摄像机,地波探测器等概念就是技术防范这个概念的子概念。

(5)定义概念的属性:在确定了本体概念之后,以概念的基本特性、构成要素、外在特性为基础,对概念的属性进行定义,从而实现对一个概念涵盖的信息进行全面的描述.概念往往具有两种类型的属性:对象属性与数据属性.对象属性指对象之间的关系,数据属性主要考虑风险评估时涉及到属性数据。

(6)定义属性的约束:对于一个概念的属性,同样也应该定义与之关联的约束限制条件,例如 Double, Int, String 等.对于属性约束进行定义,保持对概念的描述是一致性及标准化,从而在建立领域本体时,不会再出现过多的杂乱知识。

完成上述步骤(1)-(6)以后,选择使用本体建模工具 Protégé^[18]在可视化的界面上直接完成构建本体类、关系、属性以及实例等操作,完成了文物安防

知识图谱模式层的构建.构建好的部分本体如图3所示。

(7)本体实例化:为领域本体里包含的所有概念或类,添加对应的实体实例,同时添加各个实体的属性特征.经过本体实例化而得到的实体作为文物安防知识图谱中的节点,本体实例化过程就是知识图谱数据层的构建.文物安防知识图谱的数据层主要由具体的实体对象、实体间的关系、实体属性特征所组成,关系连接两个实体表示为一条三元组知识.在模式层中的文物安防领域本体指导下,针对已有文物领域数据库、各文物保护单位的安防工程风险评估报告、安防工程设计方案、图纸等不同类型的知识源,获取多源异构数据,抽取得到实体、关系和实体属性,最后将它们以三元组的形式存储于图数据库内.本体实例化部分结果如图4所示。

为了规范化实体属性,本体实例化时对实体的属性特征进行离散化处理,部分结果见表2.动态风险相关的因素可以通过实体属性的变化来直接输入到图谱中。

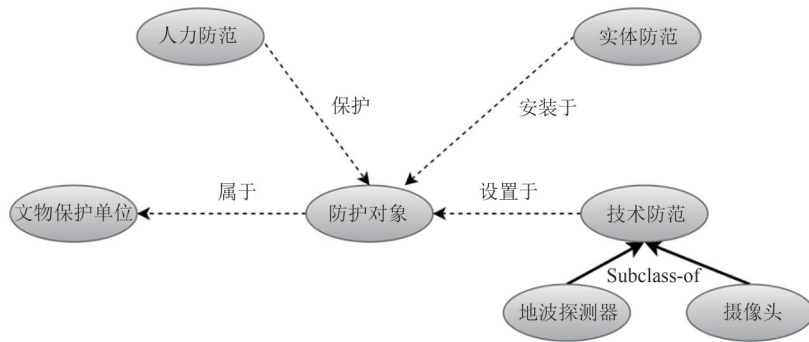


图3 文物安防领域本体

Fig. 3 Ontology in the field of cultural heritage security

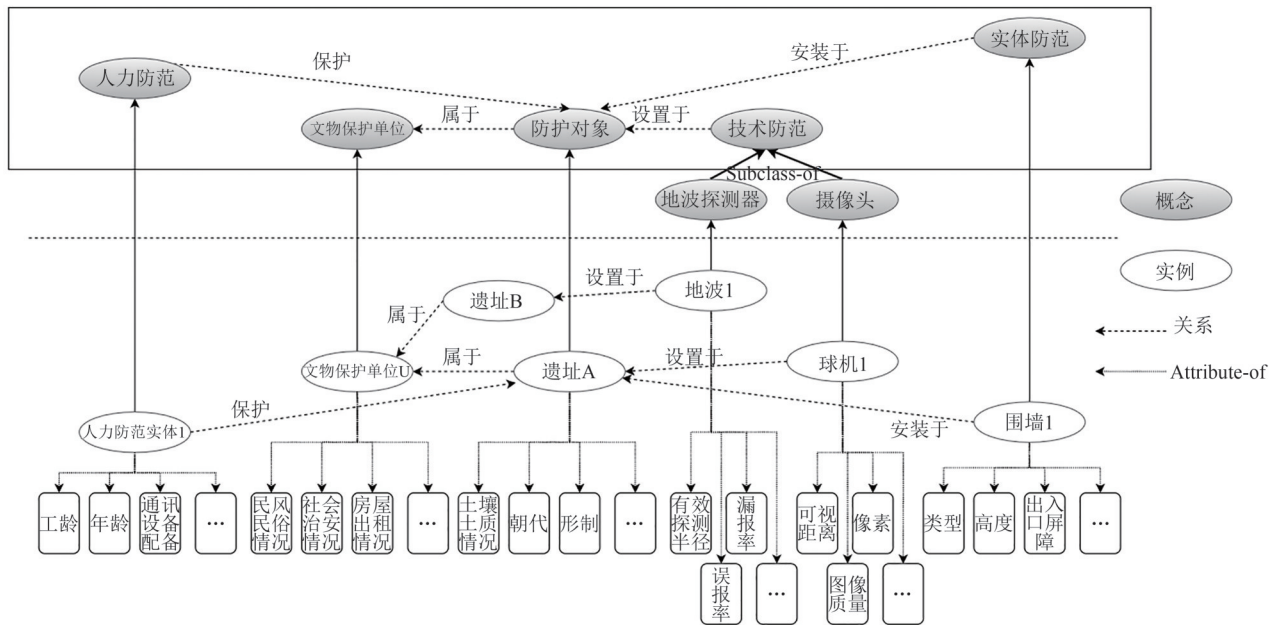


图4 文物安防领域本体实例化结果

Fig. 4 Ontology instantiation results for the cultural heritage security domain

1.2 语义路径编码异构图网络

知识图谱本身就是一种图结构数据^[19],而文物安防知识图谱中存储着多种类型的实体与多种类型的关系,本质上是一个异构图.传统的异构图注意力网络利用元路径两端的实体来构造输入实体级注意力层的同构图,这不会导致元路径中间实体的特征信息被忽略,从而造成信息丢失,而且由于文物安防中不同防护对象周围的人防、物防、技防设施相对独立,这会造成文物安防知识图谱元路径稀疏的问题,因此用元路径无法有效地利用此类知识图谱中的拓扑结构信息和实体特征信息.针对此问题,本文对传统的异构图注意力网络进行了改进,提出一种语义路径编码异构图网络,通过改变同构图的构建方式,选取语义路径,指导同构图的构建,使语义路径中的所有实体特征均能被利用;采用语义路径编码来对不同语义路径下不同类型

的实体特征进行聚合,充分利用了语义路径上邻居实体特征,采用实体级和语义级的图注意力机制挖掘知识图谱的拓扑结构和实体属性信息,生成实体知识表示,再对实体知识表示进行风险等级分类,从而实现文物安防动态风险评估.如图5为基于语义路径编码异构图网络的文物安防系统风险评估模型的整体结构.

网络模型相关变量的定义如下:

定义1:文物安防知识图谱通过 $G = (E, R)$ 来表示,其中 $E = \{E_1, E_2, \dots, E_i, \dots, E_N\}$ 代表了对应知识图谱内的实体集合, i 表示实体 E_i 的索引, $i \in [1, N]$, N 代表文物安防知识图谱 G 中的实体总数; $R = \{R_1, R_2, \dots, R_i, \dots, R_M\}$ 代表了对应知识图谱内的关系集合, M 代表文物安防知识图谱 G 中的关系总数.

定义2:在文物安防知识图谱中,存在着许多种类的实体以及它们所相应的不同实体属性特征.实

表2 文物安防知识图谱中实体特征的离散化处理结果
Tab. 2 Results of discretization of entity features in the knowledge graph of cultural heritage security

实体	属性	离散化处理结果
文物保护单位 U	村镇三年内是否有文物盗窃掘案	村镇三年内有文物盗窃掘案 村镇三年内没有文物盗窃掘案
	房屋出租情况	房屋出租率大于10% 房屋出租率小于等于10%
	外来人口比率	外来人口比率大于10% 外来人口比率小于等于10%
遗址 A	朝代	殷商、春秋战国、唐宋、明朝 秦汉、三国两晋 其他朝代
	形制	帝王墓 贵族墓 平民墓、随从墓
	安保人员的培训情况	没有接受过培训 接受过一年以下的培训 接受过一年及以上的培训
人力防范实体 1	通讯设备配置情况	没有配备专用通讯设备 配备专用通讯设备
	工作时间	工龄小于等于1个月 工龄大于一个月小于等于1年 工龄大于1年
	周界实体屏障的数量	没有物防 有一层物防 有两层物防
围墙 1	周界实体屏障的种类	金属栅栏 混凝土围墙
	出入口实体屏障的种类	无屏障 铁门
球机 1	摄像头安装情况	没有摄像头 有摄像头 小于50米
	可视距离	大于等于50米小于100米 大于100米
	像素	像素小于704乘576 像素不小于704乘576

体类型可以通过 $\phi_i = \{\phi_1 = \text{文物保护单位}, \phi_2 = \text{防护对象}, \phi_3 = \text{人力防范}, \phi_4 = \text{实体防范}, \phi_5 = \text{技术防范}\}$ 来表示, 实体属性通过 $H = \{\vec{h}_1, \vec{h}_2, \dots, \vec{h}_i, \dots, \vec{h}_N\} \in R^{N \times F_i}$ 来表示, \vec{h}_i 和 F_i 分别代表了特定的实体 E_i 的属性特征向量和特征向量对应的特征维度。

定义3: 在文物安防知识图谱中, 同样存在着许多不同类型的关系, 在每种关系下, 实体所包含的语义信息是不一样的, 这些不同的语义关系可以通过 $\Phi = \{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_n, \dots, \Phi_p\}$ 来表示, $n \in [1, P]$, P 代表文物安防知识图谱 G 中的关系类型的数量, Φ_n

代表了第 n 种特定的语义关系, ϕ_n 代表了第 n 种特定的语义关系下的一个实例. 实体类型 ϕ_i 与 ϕ_j 通过语义关系 Φ_n 连接起来, 构成形如 $\phi_i \xrightarrow{\Phi_n} \phi_j$ 的路径就被称为语义路径. 如图6所示, 例如防护对象-技术防范(OT), 代表技术防范实体和防护对象实体之间设置关系构成的语义路径。

定义4: 在异构图中, 将形如 $\phi_1 \xrightarrow{\Phi_1} \phi_2 \xrightarrow{\Phi_2} \dots \xrightarrow{\Phi_n} \phi_{i+1}$ 的路径称作元路径, 可以运用此路径描述实体类型 ϕ_i 与 ϕ_{i+1} 之间的复合关系 $\Phi = \Phi_1 \circ \Phi_2 \circ \dots \circ \Phi_n$, 其中 \circ 代表关系上的组合算子. LYU 等人^[20]表明元路径头尾实体可以为不同类别的实体, 即元路径并非一定对称. 如图6所示, 防护对象之间能够通过多个元路径相互连接, 例如防护对象-人力防范-防护对象(OPO)和防护对象-技术防范-防护对象(OTO), 不同的元路径代表着不同的信息, 例如OTO指的是两个防护对象受同一个技术防范实体的防护, OPO指的是两个防护对象受同一个人力防范实体保护. 因此, 可以看出语义路径是一种特殊的最短元路径 $\phi_i \xrightarrow{\Phi_n} \phi_{i+1}$. 对于某个特定的元路径, 其路径下的每一个实体均有一系列基于元路径的邻居实体。

定义5: 给定异构图的一种元路径, 将该种元路径下所有元路径实例的头尾实体对组成的图称作基于元路径的图. 如果元路径是对称的, 那么基于元路径的图是同构的. 若给定异构图中的一种语义路径, 则将该种语义路径下所有语义路径实例的头尾实体对组成的图称作基于语义路径的图。

将文物安防知识图谱的实体特征矩阵和表示实体间连接关系的邻接矩阵作为文物安防系统风险评估模型的输入. 模型结构共分为三层: 基于语义路径编码的实体级注意力层、语义级注意力层和实体分类层. 在文物安防知识图谱 $G = (E, R)$ 中, 实体间具有不同的语义关系, 给定一种语义关系 Φ_n , 每个实体都有基于该语义关系的邻居实体. 首先, 由于图谱中实体的异构性, 使得各类实体所对应的实体属性特征空间也不尽相同. 因此需要先将各类实体的属性特征投影到相同的特征空间内; 通过对实体属性特征作线性变换, 以获取实体属性特征在高维空间里的嵌入表示:

$$\tilde{h}_i = M_{\phi_i} \cdot h_i, \quad (1)$$

其中, \tilde{h}_i 和 h_i 分别是实体 E_i 投影后的特征嵌入表示和原始实体属性特征, M_{ϕ_i} 是实体类型 ϕ_i 对应的变换矩阵(可学习参数的特征转换权值矩阵), 该变换

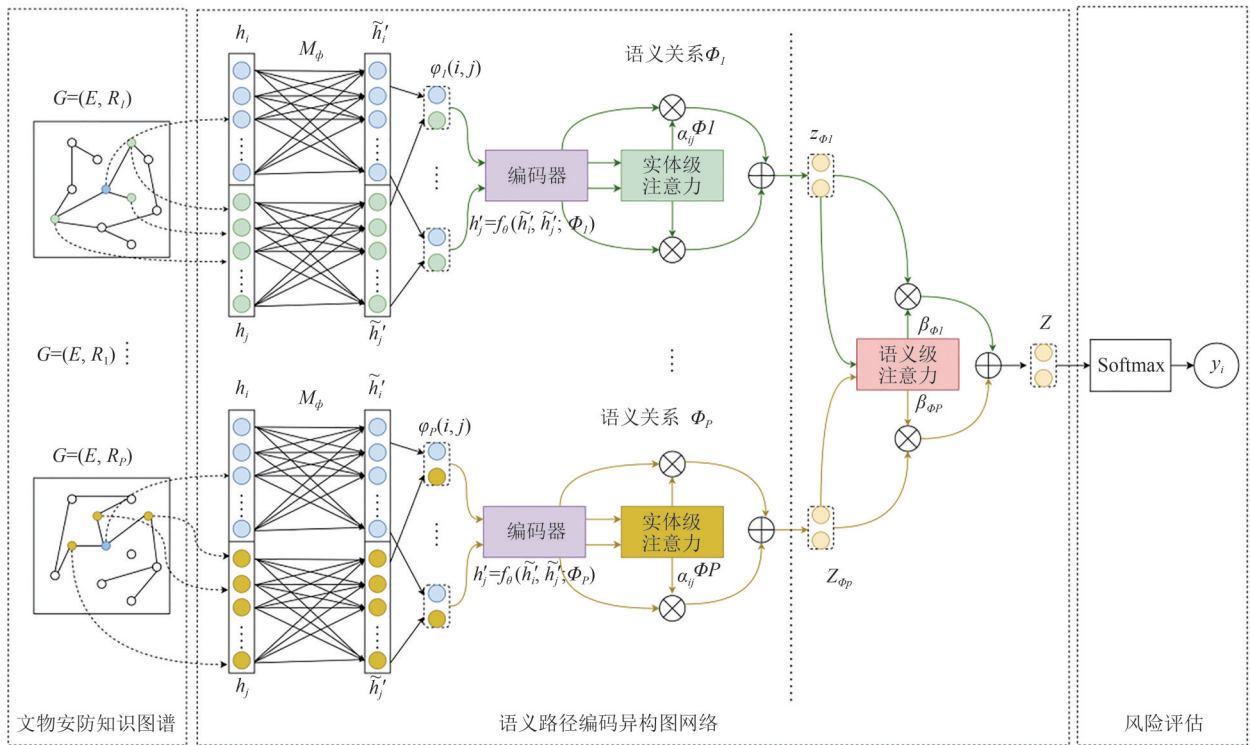


图 5 语义路径编码异构图网络结构

Fig. 5 Structures of Semantic Path Coded Heterogeneous Graph Networks

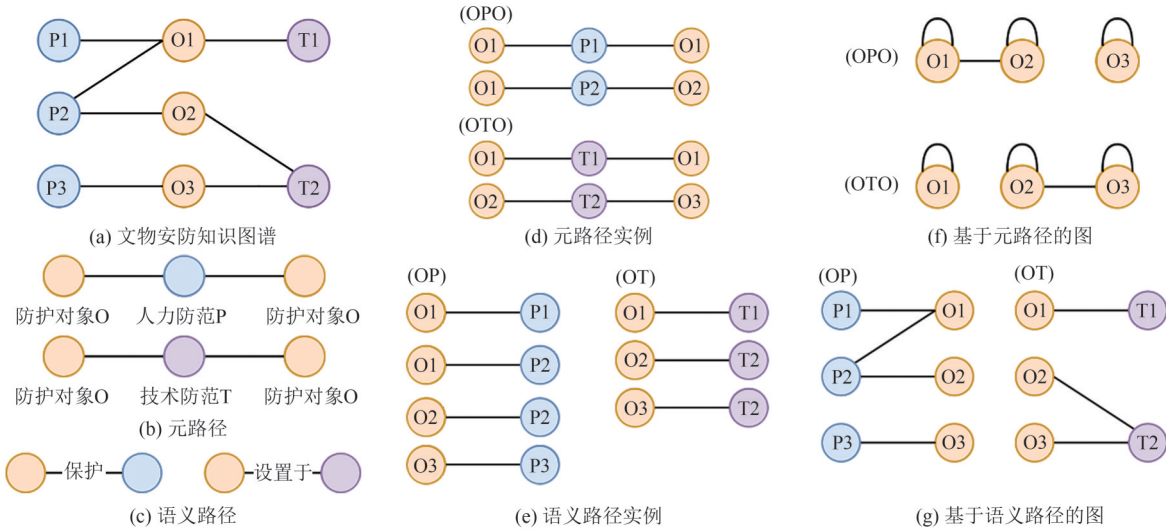


图 6 模型变量定义的说明示意图

Fig. 6 Schematic illustrating the definition of model variables

矩阵是权重矩阵,其中的权重是通过训练得到的。

在关系类型 Φ_n 下,对每一条语义路径上语义路径实例 $\varphi_n(i, j)$ 的实体特征进行编码,转换为单个特征向量 h'_j ,为了更好地利用不同类型的邻居节点特征,本文提出一种基于语义路径的编码方法,在关系类型 Φ_n 下,给定一条具体的语义路径实例 $\varphi_n(i, j)$,其路径上对应的实体对为 (E_i, E_j) ,通过设计编码器函数,编码语义路径上的实体特征,转换为单个特征向量,作为目标实体的邻居节点特征,使目标实

体能更好利用邻居实体的特征,其公式为:

$$h'_j = f_{\theta}(\varphi_n(i, j)) = f_{\theta}(\varphi_n(\tilde{h}_i, \tilde{h}_j; \Phi_n)), \quad (2)$$

为了对每个语义路径进行编码,设计了两种编码器函数,平均数编码器和线性编码器,它们的公式分别为公式(3)和公式(4)。

$$h'_j = \text{MEAN}(\tilde{h}_i, \tilde{h}_j), \quad (3)$$

$$h'_j = W_p \cdot \text{MEAN}(\tilde{h}_i, \tilde{h}_j), \quad (4)$$

为了考虑编码后的邻居实体对目标实体的风

险影响程度和重要性,此处引入实体级注意力机制,该机制的目的是通过学习获得每个邻居实体的权重,用权重来反映它们对目标实体不同的重要程度,其计算公式为:

$$e_{ij}^{\Phi_n} = att_{node}(h'_i, h'_j; \Phi_n), \quad (5)$$

其中, $e_{ij}^{\Phi_n}$ 表示关系类型 Φ_n 下对应的实体对 (E_i, E_j) 中, 实体 E_j 对实体 E_i 的重要性, att_{node} 表示利用异构图注意力网络中实体级的图注意力机制学习每个实体 E_i 的一阶邻居实体 E_j 对其的重要性。

通过 softmax 函数归一化实体 E_j 对实体 E_i 的重要性, 以获得权重系数 $\alpha_{ij}^{\Phi_n}$:

$$\alpha_{ij}^{\Phi_n} = \text{softmax}(e_{ij}^{\Phi_n}) = \frac{\exp(\sigma(\alpha_{\Phi_n} \cdot [h'_i // h'_j]))}{\sum_{E_i \in N_i^{\Phi_n}} \exp(\sigma(\alpha_{\Phi_n} \cdot [h'_i // h'_j]))}, \quad (6)$$

其中, σ 表示激活函数, $//$ 表示连接操作, α_{Φ_n} 是关系类型 Φ_n 下的实体级图注意力权重向量, 其通过训练得到, $N_i^{\Phi_n}$ 表示关系类型 Φ_n 下一个实体 E_i 的一阶邻居实体的集合(包括实体 E_i 其自身), E_k 表示关系类型 Φ_n 下实体 E_i 的一个一阶邻居实体。

根据得到的权重系数 $\alpha_{ij}^{\Phi_n}$ 和邻居实体 E_j 投影后的特征嵌入表示 h'_j , 将邻居实体的特征以不同的权重聚合到目标实体上, 获得目标实体 E_i 基于关系类型 Φ_n 的特征嵌入表示 $z_i^{\Phi_n}$:

$$z_i^{\Phi_n} = \sigma\left(\sum_{E_j \in N_i^{\Phi_n}} \alpha_{ij}^{\Phi_n} \cdot h'_j\right), \quad (7)$$

因此通过公式(7)可以求得所有关系类型 $\{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_n, \dots, \Phi_p\}$ 下所有实体的特征嵌入表示 $\{Z_{\Phi_1}, Z_{\Phi_2}, \dots, Z_{\Phi_p}\}$, 分别为 $Z_{\Phi_1} = \{z_1^{\Phi_1}, z_2^{\Phi_1}, \dots, z_N^{\Phi_1}\}, \dots, Z_{\Phi_p} = \{z_1^{\Phi_p}, z_2^{\Phi_p}, \dots, z_N^{\Phi_p}\}$ 。

不同关系对目标实体的影响作用, 把通过实体级注意力层的各个关系类型下实体特征嵌入表示一同输入语义级注意力层, 在此层引入语义级注意力机制^[21], 针对某一目标实体, 学习不同关系类型对目标实体的重要性, 并且赋予不同的权重。

为了计算每个关系类型对目标实体的影响程度, 根据得到的实体 E_i 基于特定关系类型 Φ_n 的特征嵌入表示 $z_i^{\Phi_n}$, 利用语义级图注意力机制来获取关系 Φ_n 的重要性 w_{Φ_n} :

$$w_{\Phi_n} = \frac{1}{|N|} \sum_{i \in N} q^T \cdot \tanh(\mathbf{W} \cdot z_i^{\Phi_n} + b), \quad (8)$$

其中, \mathbf{W} 是权重矩阵, b 是偏置向量, q 是关系类型 Φ_n 的语义级图注意力权重向量, 其是通过训练得到的。

同样地, 通过 softmax 函数对关系 Φ_n 的重要性 w_{Φ_n} 进行归一化, 以得到关系 Φ_n 的权重系数 β_{Φ_n} :

$$\beta_{\Phi_n} = \frac{\exp(w_{\Phi_n})}{\sum_{n=1}^p \exp(w_{\Phi_n})}, \quad (9)$$

根据关系类型 Φ_n 的权重系数 β_{Φ_n} 和实体 E_i 基于关系 Φ_n 的特征嵌入表示 $z_i^{\Phi_n}$, 将不同类型关系的影响程度以权重的形式聚合到目标实体上, 获得实体 E_i 最终的特征嵌入表示 Z^i :

$$Z^i = \sum_{n=1}^p \beta_{\Phi_n} \cdot z_i^{\Phi_n}, \quad (10)$$

因此通过公式(10)可以求得所有实体最终的特征嵌入 $\{Z^1, Z^2, \dots, Z^N\}$, 其中 $Z^i = \beta_{\Phi_1} \cdot z_i^{\Phi_1} + \beta_{\Phi_2} \cdot z_i^{\Phi_2} + \dots + \beta_{\Phi_p} \cdot z_i^{\Phi_p}$ 。

在语义级注意力层之后, 加入实体分类层作为网络的输出层, 以实现文物安防知识图谱中安防对象实体的风险等级分类, 这里将文物安防动态风险评估等级划分为三类{高风险、中风险、低风险}。在实体分类层中将 softmax 函数用做神经网络的激活函数, 用其将上层网络输出的特征嵌入向量转化为归一化的概率分布, 具体地, 将语义级注意力层得到的所有实体 E_i 的最终特征嵌入表示 Z^i 输入实体分类层, 获得目标实体预测的风险评估等级属于第 t 类的概率:

$$P_t^i = \text{softmax}(Z^i) = \frac{e^{a_t}}{\sum_{k=1}^C e^{a_k}}, \quad (11)$$

其中, C 代表要预测的类别数即风险等级个数, 故 $C=3$, $t \in [1, C]$ 代表其中某一类风险等级。对于实体 E_i 的全连接网络的输出 a , 其输出个数为 C , 因此输出为 $\{a_1, a_2, \dots, a_t, \dots, a_C\}$, 相应地, 对于实体 E_i , 它所属类别 t 的概率为 P_t^i , 通过上式可以保证 $\sum_{t=1}^C P_t^i = 1$, 即该实体属于各个类别的概率和为 1。

将专家对实体类型为防护对象的风险评估结果作为分类标签, 将分类标签转换为独热(One-hot)的编码方式, 具体如表 3 所示, 通过交叉熵损失函数, 计算训练集中有标签实体的真实风险等级与预测风险等级的差异, 利用梯度下降法进行半监督学

表 3 实体分类标签编码

分类标签	编码
低风险	(1, 0, 0)
中风险	(0, 1, 0)
高风险	(0, 0, 1)

习,以得到最小化的损失函数:

$$L = - \sum_{l \in y_l} \sum_{t=1}^C q_l \log(P_l), \quad (12)$$

其中, y_l 表示带有分类标签的实体索引集合, 本文只对防护对象类型的实体进行分类, 故 l 表示防护对象实体 E_l 的索引. q_l 代表实体 E_l 属于类别 l 的真实概率, P_l 代表风险评估模型对实体 E_l 预测为属于类别 l 的概率.

通过梯度下降法及反向传播方法进行半监督学习, 训练异构图网络的各层参数, 直到异构图网络收敛为止, 从而得到训练好的异构图网络, 进而得到最终的文物安防系统风险评估模型.

2 实验结果及案例分析

2.1 数据源及数据预处理

为了训练文物安防动态风险评估模型, 共收集了 10 个文物保护单位的文物安防工程项目相关资料, 包括文物保护单位的安防工程风险评估报告、安防工程设计方案、图纸等, 涵盖的数据包含项目的基本情况、环境勘察情况以及系统功能情况, 在文物安防领域本体指导下, 从中抽取得到头实体、关系、尾实体三元组, 及部分实体属性. 本次选择的文物保护单位均属于古遗址和古墓葬, 通过文物本地安防管理平台可以文物保护单位获得安防设备数据, 如设备名称、型号、数量、ID、地理位置等, 以三元组的形式存储于图数据库内, 以构建得到一个包含 10 个文物保护单位数据的文物安防知识图谱, 其中防护对象为 447 个, 人力防范 94 实体, 实体防范实体 45 个, 技术防范实体 1467 个, 共计 2063 个实体. 同时请专家对各防护对象进行风险评估, 专家评估结果作为分类标签本. 由于每个文物保护单位中实体数目不同、实体属性特征各异, 为了保证算法评估结果的可靠性, 实验时对数据集会按照文物保护单位为单元进行多次随机划分, 进行多次实验, 取结果的平均值.

数据预处理操作主要包括实体属性特征提取与邻接矩阵构建. 实体属性特征提取是对实体属性离散化处理后的实体特征使用 Bag-of-Words (BOW) 模型^[22]进行特征提取, 对每类实体文件中的实体属性进行文本特征提取, 并将每一种实体类型下全部实体属性中的词语转换为词频矩阵. 对于实体属性固定的情况, 可以直接定义字典, 采用独热编码

(One-Hot Encoder) 的编码方式来提高效率. 利用实体之间的关系构造邻接矩阵, 为模型提供数据支持. 将实体属性特征矩阵和包含实体之间连接关系的邻接矩阵作为文物安防动态风险评估模型的输入.

2.2 模型参数设置与评估指标

经过数据预处理, 将获得的实体分类标签、属性特征、邻接矩阵文件输入文物安防动态风险评估模型, 对其进行训练和评估. 将数据集中 80% 的文物保护单位作为模型的训练集. 同时设置模型参数: 将迭代次数 (epochs) 设置为 500, 将每次训练样本数 (batch size) 设置为 20, 同时在对模型进行训练的时候, 所有的参数都会被随机地初始化, 将初始学习率设置成 0.005, 将正则化参数设置成 0.001, 将注意力设置成 0.6, 实体特征嵌入的维度大小均为 64. 此外, 将 patience 参数设定为 100, 这表明了如果在训练过程中, 在连续 100 个周期中验证集损失没有减少, 那么模型将会停止训练. 为了验证实验结果以及评估模型的基本性能, 本文使用了两种主流的实体多分类评估准则: Micro-F1 和 Macro-F1^[23].

实验所使用的 CPU 为 Intel(R) Xeon(R) Silver 4214 CPU@2.20GHz, 显卡为 NVIDIA Tesla P100-PCIE-16GB, 操作系统为 Ubuntu16.04, 深度学习框架为 Pytorch.

2.3 实验结果

以文物保护单位为划分依据, 对数据集进行多次随机划分, 经过多次重复实验, 将实验结果的平均值进行比较, 如表 4 所示, 根据该模型的训练集、验证集、测试集结果中的 Micro f1 和 Macro f1 评价指标结果, 发现该模型准确性较高, 可用于古墓葬和古遗址这类文物的安防风险评估.

表 4 模型的结果比较

Tab. 4 Comparison of results of models

设置	Loss	Micro f1	Macro f1
训练集	0.1431	0.9556	0.9558
验证集	0.1639	0.9500	0.9522
测试集	0.1708	0.9474	0.9501

如表 5 所示, 以文物保护单位为划分依据, 对数据集进行多次随机划分, 对比不同训练集文物保护单位占比下模型的结果. 可以从中得出结论: 当训练集占比 80% 时, 模型的准确率较好.

表 5 不同训练集占比下模型的结果比较

Tab. 5 Comparison of results of models with different training set shares

训练集占比	20%	40%	60%	80%
训练集 Micro f1	0.9904	0.9875	0.9187	0.9556
测试集 Micro f1	0.6560	0.7350	0.8250	0.9474

为了验证基于语义路径构建同构图与基于元路径构建同构图性能的差别,选取具有对称性的元路径和具有丰富语义信息的语义路径进行对比实验,比较不同路径的选取对模型性能的影响,除了定义的路径,其他实验参数保持一致,如实体数量、同类实体特征维度等.另外本实验不对语义路径进行编码,避免语义路径编码对实验结果的影响.表6显示了两种构建路径下模型分类结果,基于语义路径的方法更好.因为基于元路径的方法,模型只会利用元路径两端的防护对象实体特征,文物保护单位、人力防范、实体防范、技术防范实体的特征未得到充分利用,而通过选取的语义路径,使语义路径中所有实体类型的实体特征均能被很好的利用.同时文物安防动态风险评估知识图谱中防护对象周围的人防、物防、技防设施相对独立,这会造成图中元路径稀疏的问题,因此用元路径无法有效地利用此类知识图谱中的拓扑结构信息和实体特征信息.

表6 语义路径与元路径构建同构图的结果比较

Tab. 6 Comparison of results of semantic and meta-path construction of homographs

评价指标	Micro f1	Macro f1
元路径	0.8500	0.8526
语义路径	0.9167	0.9175

在选择语义路径构建同构图的基础上,可以利用编码函数对每一条语义路径上的实体特征进行编码后,再输入实体级注意力网络.为了验证不同编码器函数对模型分类结果的影响,分别选择不使用编码器(Encoder_{no})、使用平均数编码器(Encoder_{avg})和使用线性编码器(Encoder_{linear})三种情况进行对比实验,除了编码器的选择不同外,其他实验设置保持一致.不同编码器函数的分类效果如表7所示,使用编码器的分类结果均好于不使用编码器的结果,说明编码语义路径上的实体特征,转换成单个特征向量,作为目标实体的邻居实体特征比直接聚合语义路径上的邻居实体特征效果更好.且平均数编码器效果稍好于线性编码器.

表7 不同编码器函数的分类结果

Tab. 7 Classification results for different encoder functions

评价指标	Micro f1	Macro f1
Encoder _{no}	0.9167	0.9175
Encoder _{avg}	0.9474	0.9501
Encoder _{linear}	0.9298	0.9305

2.4 案例分析

为了展示风险评估模型的可行性,本文选取了一个文物保护单位(古墓葬群)进行案例分析.由于

文物保护单位安全信息的保密性,在这里用A代替了文物保护单位的真实名称.收集相关数据,采用训练好的文物安防动态风险评估模型进行风险评估.评估结果见表8.

表8 A文物保护单位部分古墓葬的风险评估结果

Tab. 8 Results of the risk assessment of some ancient burials in heritage conservation unit A

序号	防护对象名称	风险等级
1	A墓	0
2	B墓	1
3	C墓	2
4	D墓	2
5	E墓	2
6	F墓	1
7	G墓	2
8	H墓	1
9	I墓	1
10	J墓	2
11	K墓	0
12	L墓	2

注:风险等级分为3类:0为低风险、1为中风险、2为高风险.

结合文物保护单位的实际情况,通过分析发现除了A墓和K墓两处有物理防护围墙,其他墓群均没有物理防护措施.如图7所示,个别墓崖门口原设有防护铁门,但已经锈蚀损坏,没有任何防范作用,墓葬面临着非法侵入、被盗和被破坏的风险.同时除了A墓和K墓两处设置有入侵报警和红外视频监控系统,其他墓都没有任何技防措施,因此安全风险很高.虽然该文物保护单位配备了安保人员,但数量较少,且缺乏执行巡逻任务时的专用通讯设备、防护装具等,且该文物保护单位位于偏远山区,环境较为恶劣,墓葬周围植被茂密、杂草丛生,摄像头易被植被严重遮挡,不利于视频监控等技术防范措施作用的发挥.以上现状都导致了此处防护对象的高风险处境.因此可以得出结论:此文物安防动态风险评估方法风险等级评估结果,与现状调研过程中文物保存状态趋势分析结论一致,证明了方法的可行性.



(a) 实体防范失效 (b) 崖墓周围植被情况

图7 文物保护单位现状照片

Fig. 7 Photos of the current status of the heritage conservation units

3 结语

本文提出一种基于语义路径编码异构图网络的文物安防动态风险评估方法,通过收集文物安防领域的的数据资料,分析文物安防风险影响因素,构建文物安防领域本体,在文物安防领域本体的指导下,构建文物安防知识图谱,运用语义路径编码异构图网络,实现文物安防动态风险评估,能解决文物安防知识图谱元路径稀疏及传统异构图注意力网络无法有效利用中间实体特征的困难,以达到提高风险评估准确率的目的.通过在多个国家重点文物保护单位测试表明了方法的有效性和可行性,同时该方法基于数据驱动,减少人工干预,可以实现端到端的文物安防系统风险评估,为文物安防动态风险评估提供新思路.

参 考 文 献

- [1] 刘洪丽,张正模,郭青林.文物价值定量评估方法研究——以榆林窟为例[J].敦煌研究,2011(6):13-17.
- [2] 孙乐雷.基于模糊层次分析法的文物古建筑火灾风险评估及对策建议[J].今日消防,2020,5(8):51-53,55.
- [3] 闫子卉,万杰.基于组合赋权法的文物建筑火灾风险评估[J].消防科学与技术,2019,38(5):718-721.
- [4] 乔云飞.不可移动文物自然灾害风险管理研究[J].中国文化遗产,2021(4):4-11.
- [5] 陈思,张帅,谢娟,等.文物保护单位安全防范系统风险评估模型构建[J].中国人民公安大学学报(自然科学版),2022,28(1):79-86.
- [6] PALTRINIERI N, COMFORT L, RENIERS G. Learning about risk: Machine learning for risk assessment [J]. Safety Science, 2019, 118: 475-486.
- [7] BONDE A, BONDE M, TROELSEN A, et al. Assessing the utility of a sliding-windows deep neural network approach for risk prediction of trauma patients[J]. Scientific Reports, 2023, 13(1): 5176.
- [8] 史运涛,党亚光,雷振伍,等.基于图神经网络的社区户内燃气系统动态风险评估[J].安全与环境工程,2021,28(5):1-9.
- [9] JI S X, PAN S R, CAMBRIA E, et al. A survey on knowledge graphs: Representation, acquisition, and applications [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 33(2): 494-514.
- [10] ZHANG Z W, CUI P, ZHU W W. Deep learning on graphs: A survey [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2022, 34(1): 249-270.
- [11] LI Z F, LIU H, ZHANG Z L, et al. Learning knowledge graph embedding with heterogeneous relation attention networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 33(8): 3961-3973.
- [12] LIU Z G, QIAN P, WANG X Y, et al. Combining graph neural networks with expert knowledge for smart contract vulnerability detection [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2023, 35(2): 1296-1310.
- [13] NOY N F, MCGUINNESS D L. Ontology development 101: A guide to creating your first ontology [J/OL]. [2023-11-28]. http://www.ksl.stanford.edu/KSL_Abstracts/KSL-01-05.html.
- [14] 李琳.基于知识图谱的文物数字化系统构建研究[D].北京:北京交通大学,2022.
- [15] 冯强.文物藏品知识图谱构建技术研究[D].西安:西北大学,2022.
- [16] 国家质量监督检验检疫总局,中国国家标准化管理委员会.博物馆和文物保护单位安全防范系统要求:GB/T 16571—2012[S].北京:中国标准出版社,2013.
- [17] 住房和城乡建设部.安全防范工程技术标准:GB 50348—2018[S].北京:中国计划出版社,2018.
- [18] NOY N F, CRUBEZY M, FERGERSON R W, et al. Protégé-2000: An open-source ontology-development and knowledge-acquisition environment [J]. AMIA Annual Symposium Proceedings AMIA Symposium, 2003, 2003: 953.
- [19] TAO Y, LI Y, WU Z H. Revisiting graph neural networks for node classification in heterogeneous graphs [C]//IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). Shenzhen:IEEE, 2021: 1-6.
- [20] LYU Q S, DING M, LIU Q, et al. Are we really making much progress?: Revisiting, benchmarking and refining heterogeneous graph neural networks [C]//Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. Virtual: ACM, 2021: 1150-1160.
- [21] WANG X, JI H Y, SHI C, et al. Heterogeneous graph attention network [C]//The World Wide Web Conference. San Francisco:ACM, 2019: 2022-2032.
- [22] KIM C. Content-based image copy detection [J]. Signal Processing: Image Communication, 2003, 18(3): 169-184.
- [23] FORMAN G. An extensive empirical study of feature selection metrics for text classification [J]. Journal of Machine Learning Research, 2003, 3: 1289-1305.

(责编&校对 雷建云)