DOI:10.14188/j.2095-6045.20260062

文章编号:2095-6045(2026)05-0001-08

施工数据与专家知识协同的TBM隧道塌方风险知识图谱构建方法

朱　庆[1]　余　君[1]　伍庭晨[1]　吴浩宇[1]　孙倩倩[1]

1 西南交通大学地球科学与工程学院，四川 成都，611752

A Knowledge-Graph Construction Method for TBM Tunnel Collapse Risk Based on the Synergy Between Construction Data and Expert Knowledge

ZHU Qing[1]　*YU Jun*[1]　*WU Tingchen*[1]　*WU Haoyu*[1]　*SUN Qianqian*[1]

1 Faculty of Geosciences and Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611752, China

摘　要:TBM隧道施工过程中，塌方风险随围岩条件与掘进行为的相互作用不断演化。现有知识建模方法多依赖静态文本语义或经验规则，难以反映施工监测数据所揭示的风险变化特征，导致风险评估的时效性和准确性不足。因此，本文提出一种专家知识与施工数据在本体层和实例层协同的TBM围岩塌方风险知识图谱构建方法。首先，基于文献调研与工程专家经验构建塌方风险要素本体，对地质条件、TBM掘进响应状态与风险事件及其语义关系进行统一建模；其次，以掘进区段为基本时空单元，对推进速度、刀盘扭矩、推力等监测数据进行区段尺度特征统计，并采用可解释的决策树模型学习高风险分裂阈值，将连续数值特征语义化为TBM掘进响应状态实例，实现监测数据到图谱语义的可解释转换；最后，在本体约束下组织区段内“地质条件-TBM掘进响应状态-风险事件”知识三元组，并在图数据库中进行存储，构建塌方风险知识图谱。以典型TBM隧道为例，通过本文方法所构建的知识图谱能够系统组织断层破碎、涌水等不良地质条件与TBM掘进异常响应状态之间的关联关系，实现塌方风险演化过程的结构化表达，支撑掘进区段尺度上塌方风险的评估及其演化过程的分析。

关键词:TBM隧道；围岩塌方风险；知识图谱；专家知识；TBM施工数据；决策树模型

中图分类号:U458；P208

文献标志码:A

Abstract: During TBM tunnel construction, collapse risk continuously evolves as a result of interactions between surrounding rock conditions and tunneling behaviors. Existing knowledge modeling approaches mainly rely on static textual semantics or empirical rules, making it difficult to capture the dynamic risk variations revealed by construction monitoring data, which in turn limits the timeliness and accuracy of risk assessment. To address this issue, this study proposes a TBM surrounding-rock collapse risk knowledge graph construction method that integrates expert knowledge with construction monitoring data. First, an ontology of collapse-risk elements is developed based on literature review and engineering expertise, providing a unified semantic model for geological conditions, TBM tunneling response states, risk events, and their relationships. Second, using tunneling segments as the fundamental spatiotemporal unit, segment-level statistical features are extracted from monitoring data such as advance rate, cutterhead torque, and thrust. An interpretable decision tree model is then employed to learn high-risk split thresholds, semantically mapping continuous numerical features into instances of TBM tunneling response states, thereby enabling an explainable transformation from monitoring data to graph semantics. Finally, under the constraints of the ontology, segment-wise knowledge triples of “geological condition-TBM response state-risk event” are organized and stored in a graph database to form the collapse risk knowledge graph. A typical TBM tunnel case demonstrates that the constructed knowledge graph can systematically organize the associations between adverse geological conditions (e. g., fault-fractured zones and water inrush) and abnormal TBM response states, enabling structured representation of the collapse-risk evolution process and supporting segment-scale risk assessment as well as retrospective analysis of risk evolution.

引用格式:朱庆，余君，伍庭晨，等. 施工数据与专家知识协同的TBM隧道塌方风险知识图谱构建方法[J]. 测绘地理信息，2026，51(5)：1-8(ZHU Qing, YU Jun, WU Tingchen, et al. A Knowledge-Graph Construction Method for TBM Tunnel Collapse Risk Based on the Synergy Between Construction Data and Expert Knowledge[J]. Journal of Geomatics, 2026, 51(5): 1-8)

基金项目:国家自然科学基金(42371436)。

Key words: TBM tunnel; surrounding-rock collapse; knowledge graph; expert knowledge; construction monitoring data; decision tree model

全断面岩石掘进机(tunnel boring machine, TBM)已广泛用于长大隧道施工,但在断层破碎带、软弱夹层及富水围岩中对地质扰动高度敏感,易出现推进受阻、刀盘卡滞及围岩塌方等问题。其中,围岩塌方具有突发性强、影响范围大等特点,不仅直接威胁施工安全,还可能导致长时间停机与施工参数调整,是制约 TBM 连续稳定掘进的关键风险之一[1-3]。工程实践表明,围岩塌方并非由单一因素触发,而通常伴随着围岩条件劣化、水文条件变化以及 TBM 掘进响应异常等多种因素的共同作用。在塌方发生前后,常可观测到贯入能力下降、刀盘扭矩波动增大、推进阻力异常升高等掘进响应特征[4]。因此,在施工过程中对地质条件、TBM 掘进响应状态与塌方风险事件之间的关联关系进行系统表达,是开展塌方风险评估与过程分析的重要基础[5-7]。

知识图谱(knowledge graph,KG)通过显式表达实体及其关系,为复杂工程知识的组织与关联分析提供了有效建模手段[8-10]。近年来,已有研究尝试采用知识图谱方法开展隧道施工塌方风险的知识建模,相关工作多以事故案例或工程文本为主要知识来源,通过从勘察报告、施工日志及事故记录中抽取风险要素及其关系,用于风险因素归纳、风险链梳理或应急知识检索等任务[11-15]。上述研究在塌方风险知识的规范化表示方面发挥了一定作用,但其建模内容主要集中于围岩条件及相关地质信息,对 TBM 掘进过程及其响应状态的表达相对不足,难以刻画围岩条件与掘进行为耦合作用下的风险演化特征。与此同时,TBM 施工过程中持续采集的大量监测数据能够反映岩-机相互作用状态及其随施工推进的演化特征[16-19]。然而,在现有塌方风险知识图谱构建方法中,施工监测数据多停留在数值分析或阈值判定层面,未被转化为具有明确工程语义并可作为图谱实例参与知识关联组织的语义状态要素,使得地质条件、TBM 掘进响应状态与塌方风险事件难以在同一框架下进行关联组织与过程追溯。

针对上述问题,本文提出一种施工数据与专家知识协同的 TBM 隧道塌方风险知识图谱构建方法。首先基于文献调研与工程经验等专家知识构建塌方风险要素本体,对围岩地质条件、TBM 掘进响应状态与塌方风险事件及其语义关系进行统一建模;随后,以掘进区段为基本时空单元,对推进速度、刀盘扭矩、推力等施工监测数据进行区段尺度特征统计,并结合工程经验与可解释模型确定关键响应状态的语义划分规则,将连续监测数据转化为具有明确工程含义的 TBM 掘进响应状态实例;在此基础上,在本体约束下组织区段内围岩地质条件、TBM 掘进响应状态与塌方风险事件之间的知识关联,构建塌方风险知识图谱,实现施工数据与专家知识在同一图谱框架下的统一表达。

1 方法原理

针对 TBM 隧道施工过程中塌方风险受围岩条件与掘进行为耦合作用、并随掘进过程持续演化的特点,本文提出一种施工数据与专家知识协同的塌方风险知识图谱构建方法。专家知识在本体层构建统一的风险语义框架,施工数据在实例层通过特征挖掘生成具体的掘进状态,两者通过“掘进区段”这一索引共同构建塌方风险知识图谱。

如图 1 所示,具体构建流程如下:首先,基于文献调研结合专家知识构建塌方风险要素本体,对地质条件、TBM 掘进响应状态与风险事件及其语义关系进行建模;其次,以掘进区段为基本时空单元,对推进速度、刀盘扭矩和推力等施工监测数据进行区段尺度特征统计,利用决策树模型学习高塌方风险区段特征阈值,将连续特征数据转化为符合专家认知的 TBM 掘进响应状态实例,实现从“数据特征”到“掘进响应语义”的映射;最后,在本体框架约束下对同一区段内的地质条件、TBM 掘进响应状态与风险事件进行关联组织,形成支持区段尺度风险分析与过程追溯的塌方风险知识图谱。

1.1 塌方风险要素本体建模

TBM 隧道塌方风险的形成具有显著的工程背景依赖性和过程演化特征,通常涉及地质条件、TBM 掘进响应状态与风险事件等多类要素在施工过程中的耦合关系[20]。为统一组织 TBM 塌方风险相关的认知,并为后续施工监测数据的语义映射和关系实例化提供结构约束,本文在系统梳理相关工程文献与实践经验的基础上,引入面向塌方风险认知的专家知识,即工程领域中对塌方风险形成机理的共识性认知框架,体现在塌方风险要素本体中核心概念、属性及语义关系的定义与建模[21],其形式化定义为:

$$O=(C_G, C_S, C_E|R) \tag{1}$$

式中,C_G 表示地质条件类概念集合,用于描述掌子面及其前方区域的围岩结构特征和可预测性信息,是塌方风险发生的物质基础;C_S 表示 TBM 掘进响应状态类概念,用于描述 TBM 在掘进过程中可能呈

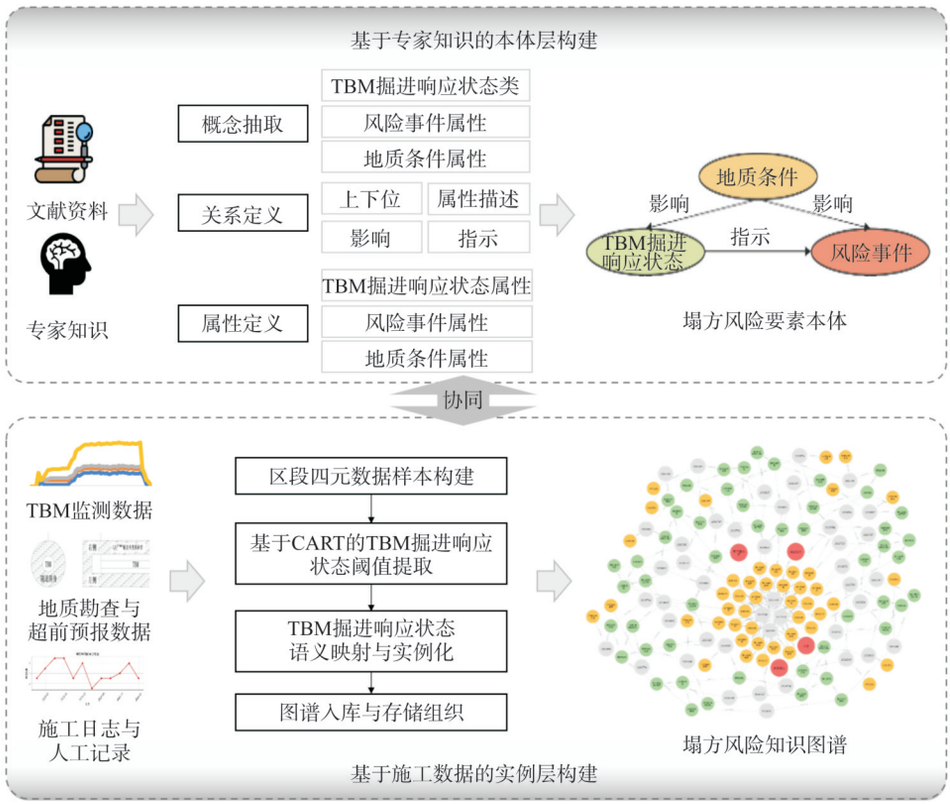


图 1　施工数据与专家知识协同的TBM隧道塌方风险知识图谱构建流程

Fig. 1　Workflow for Constructing a TBM Tunnel Collapse-Risk Knowledge Graph by Fusing Construction Data and Expert Knowledge

现的掘进状态与响应特征,其具体表现形式将在后续通过施工监测数据进行实例化;C_E表示风险事件类概念,用于表征施工过程中围岩失稳所引发的掉块、局部塌方等塌方风险事件。R表示三类概念之间的语义关系集合。该本体模型以“地质条件-TBM掘进响应状态-风险事件”为基本结构,用于描述塌方风险在施工过程中的要素组成及其关联关系,本体结构框架如图 2 所示。

为了刻画塌方风险形成过程中不同风险要素之间的作用机制,本文在本体层中定义与风险演化直接相关的核心语义关系,用于表达地质条件对TBM的影响作用、TBM掘进响应状态对风险事件的指示作用。各类语义关系的具体定义与示例如表 1 所示。

表 1　塌方风险知识图谱本体中的语义关系类型

Tab. 1　Semantic Relation Types Defined in the Ontology

关系类型	含义	示例
上下位	描述概念的层次分类	“掘进响应状态”属于“TBM掘进响应” “断层破碎带”属于“结构特征”
属性描述	描述实体的组成维度或属性要素	“风险事件”具有:发生时间、起始范围、风险类型
影响	表达地质条件对TBM掘进响应及风险事件的影响	“断层破碎带”影响“掘进响应状态” “富水围岩”影响“塌方风险事件”
指示关系	表达TBM掘进响应状态对塌方风险事件的指示	“TBM掘进响应状态”指示“塌方风险事件”

1.2　基于TBM施工数据特征分析的知识图谱实例层构建

面向TBM隧道施工过程的多源信息特征,构建塌方风险知识图谱的实例层,构建流程如图 3 所示。利用施工数据构建区段尺度的四元样本数据并抽取TBM掘进响应特征后,在专家知识给定的TBM掘进响应状态语义框架约束下,采用可解释的CART决策树从特征中学习高塌方风险关键阈值,实现区段级TBM掘进响应状态的语义实例化。然后,从超前地质预报与施工日志等文本资料中提取地质条件与风险事件实例,并映射为标准化语义标签;最后,在本体关系约束下组织实例间语义关联,并以掘进区段作为统一索引实现图谱的区段累积。

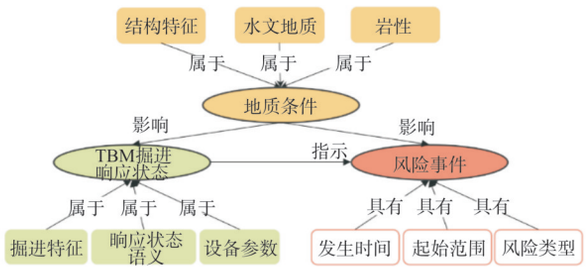


图 2 TBM 隧道塌方风险知识图谱本体结构框架

Fig. 2 Ontology Structure Framework of the TBM Tunnel Collapse-Risk Knowledge Graph

1.2.1 TBM 施工数据知识抽取

为将多源施工数据统一到同一分析尺度下，本文以掘进区段作为施工过程离散化描述的基本单元，构建区段级塌方风险四元样本：

$$S_i=\langle s_i, G_i, F_i, r_i\rangle \tag{2}$$

式中，s_i 表示第 i 个掘进区段；G_i 表示该区段的地质条件语义标签集合；F_i 为由 TBM 施工监测数据提取的 TBM 掘进响应特征集合；r_i 为风险事件标签，用于指示该区段内是否发生掉块或塌方事件。掘进特征 F_i 由推进速度、刀盘扭矩、推力等原始监测量经数据清洗、标准化处理及统计分析获得[22]。结合 TBM 掘进过程的工程机理，构建用于表征掘进稳定性、扰动强度及岩-机耦合行为的典型特征指标，包括扭矩变异系数、推进速度变化率、贯入度变化率、比能及推进-扭矩耦合残差等，其定义及工程含义如表 2 所示。上述特征均基于滑动时间窗口计算，用于刻画掘进过程中的短时动态响应特征。

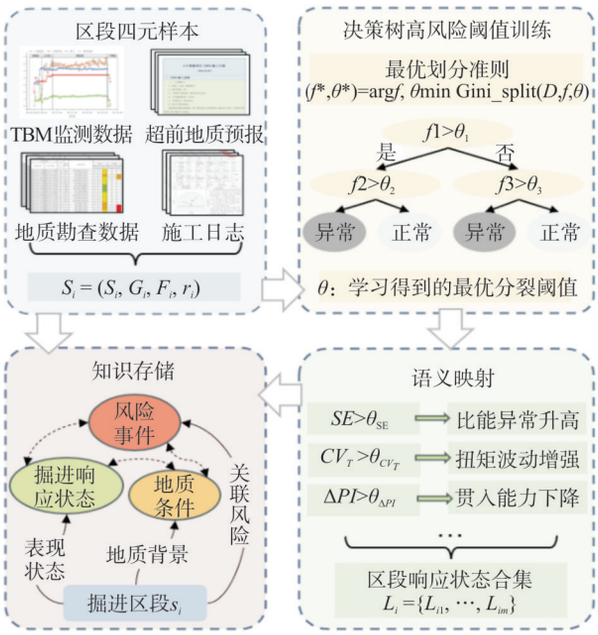


图 3 TBM 隧道塌方风险知识图谱实例层的构建流程

Fig. 3 Instance-Layer Construction Workflow of a TBM Tunnel Collapse-Risk Knowledge Graph

表 2 TBM 掘进响应典型特征指标及其工程含义

Tab. 2 Typical TBM Response Features and Engineering Meanings

典型特征	计算公式	特征内涵说明
扭矩变异系数 CV_T	$CV_T=\sigma_T/\mu_T$	描述扭矩波动程度，CV 增大常对应破岩不稳定或围岩硬度突变
推进速度变化率 S_V	$S_V=\mathrm{d}V/\mathrm{d}t$	表征推进速度的短时变化趋势，可反映掘进过程中的阻力变化与扰动增强
贯入度变化率 ΔPI	$\Delta PI=PI_t-PI_{t-1}$	反映刀盘破岩效率的变化，对围岩软弱化与破碎化较敏感
比能 SE	$SE=(T\cdot\omega+F\cdot v)/Av$	表征单位体积岩体的破岩能耗，是识别破碎带和软弱围岩的重要指标
推进－扭矩耦合残差 $R_{\mathrm{cpl}}(t)$	$R_{\mathrm{cpl}}(t)=T_t-f(F_t)$	描述推进力与扭矩之间的力学耦合偏离程度，残差增大说明岩-机系统受扰动增强
扭矩变化率 S_T	$S_T=\mathrm{d}T/\mathrm{d}t$	表征扭矩的瞬时突变行为，是判断刀盘受阻、硬夹层进入等情况的敏感特征

注：T 为刀盘扭矩；F 为推进力；V 为推进速度；v 表示推进速度的瞬时值；ω 为刀盘角速度；A 为隧道开挖断面面积；μ_T 与 σ_T 分别表示统计窗口内扭矩的均值与标准差；PI 为贯入度指标；t 表示时间或采样时刻；$f(F)$ 为基于推进力拟合得到的扭矩响应函数，用于表征推进－扭矩之间的经验力学关系。

地质条件 g_i 包括岩性、水文地质、结构特征等地质因素，风险事件 e_i 用于描述施工过程中发生的掉块、局部塌方及塌方等不良事件。相关信息主要来源于地质勘察资料、超前地质预报及施工日志等非结构化文本数据，采用大语言模型 DeepSeek 辅助的要素识别方法[14,23,24]，对文本中的地质属性项及风险事件项进行自动抽取。由于不同资料在描述方式和语义粒度上存在差异，本文基于受控词表与统一分级体系，对地质条件要素以及掉块、局部塌方等风险事件进行规范化表达。

通过上述处理，每一掘进区段均可对应一个结构化的区段级风险样本，实现 TBM 掘进响应特征、地质条件、风险事件在区段尺度上的统一组织。

1.2.2 基于 CART 决策树的 TBM 掘进响应状态识别及语义实例化

以掘进区段为基本分析单元，本文将区段级 TBM 掘进响应特征向量 F_i 作为输入，并以风险事件标签 r_i 作为监督信号，构建可解释的 CART 决策树用于挖掘高风险下 TBM 掘进响应特征的关键分裂阈值[25,26]。该阈值用于刻画施工过程由正常掘进转向异常掘进的判定边界。在训练过程中，遍历候选特征 $f\in F$ 及其阈值 θ，通过最小化划分后的加权基

尼指数选择最优分裂点:

$$(f^*,\theta^*)=\arg f,\theta \min \text{Gini_split}(D,f,\theta) \quad (3)$$

由此得到的$\Theta=\{\theta_k\}$反映了特征样本中与风险事件显著相关的关键阈值,可作为TBM掘进响应状态语义判定的量化依据。在此基础上,建立TBM掘进响应特征与语义状态的映射机制。选取区段掘进特征F_i作为输入变量,当监测数值超过对应阈值时,即判定该区段TBM掘进出现异常,并赋予相应的工程语义标签L_{im}。同一区段允许多个语义标签同时成立,从而形成区段级TBM掘进响应状态语义集合:

$$L_i=\{L_{i1},\cdots,L_{im}\} \quad (4)$$

最后,依据前文构建的塌方风险知识图谱本体模型,将上述阈值判定得到的区段级TBM掘进响应状态语义集合L_i进行实例化。本文以掘进区段s_i作为统一索引,对同一区段内的多源信息进行对齐与关联:一方面,将由TBM掘进响应特征F_i经CART阈值映射得到的TBM掘进响应状态实例关联到区段s_i上;另一方面,将与该区段里程范围对应的地质条件实体G_i与风险事件实体r_i同步关联到区段s_i。在此基础上,依据本体中定义的"影响/指示"等语义关系类型,组织区段内"地质条件-TBM掘进响应状态-风险事件"的关联三元组,生成知识图谱并写入Neo4j图数据库[27-32]。

2　实例验证与分析

选取典型TBM隧道工程的F37断层发育带,全长约400 m。该区段围岩以砂质泥岩、断层泥岩及局部富水破碎带为主,岩体结构松散、节理裂隙发育,整体稳定性较差,施工中多次出现掉块、塌方等风险事件。研究收集了该区段施工全过程的数据,主要包括以CSV格式连续记录的TBM掘进监测数据以及地质素描、超前地质预报报告、施工日志等资料,包含不良地质条件与风险事件的起止里程。

为统一分析尺度,将连续掘进过程按掘进区段划分为离散的掘进区段,并以区段为单位对齐地质条件、TBM掘进响应特征与风险事件标签,共构建259个有效四元样本,表3展示了部分样本。

表 3　掘进区段四元样本实例化结果示例

Tab. 3　Examples of Instantiated Quadruple Samples at the Segment Level

掘进区段s_i	地质条件G_i	TBM掘进响应特征F_i						风险事件r_i
		SE/(MJ·m^{-3})	CV_T	S_V	ΔPI/(mm·r^{-1})	$R_{cpl}(t)$	S_T	
S-001	完整围岩	39.6	0.18	0.12	5.3	310	10.8	无风险事件
S-002	断层破碎带 较破碎围岩	51.8	0.31	0.21	4.1	420	22.6	局部塌方
S-003	断层破碎带 节理裂隙发育 涌水发育	64.2	0.64	0.33	2.9	585	27.4	塌方
S-004	断层破碎带 破碎围岩 涌水发育	69.5	0.52	0.36	2.6	630	30.1	塌方
S-005	断层破碎带 破碎围岩 渗水发育	58.7	0.40	0.28	3.2	560	24.7	局部塌方
S-006	断层破碎带 较破碎围岩	42.3	0.48	0.15	5.0	345	23.1	掉块
S-007	断层破碎带 中等完整围岩	40.8	0.19	0.13	5.2	330	11.4	无风险事件

采用CART决策树算法对259个样本进行训练,以"是否发生风险事件"为分类目标,挖掘TBM掘进特征的语义分裂阈值,图4展现了训练得到的决策树结构。由树的层级划分可见,风险区段的TBM掘进响应特征通常呈现由突变敏感特征到效率退化特征再到波动增强特征的逐层关系,反映了风险发生前TBM工况由局部异常到系统性失稳的演化特征。基于决策树得到的关键阈值,构建该区段的TBM掘进响应语义映射规则,将数值特征离散化为具有明确工程含义的"TBM掘进响应状态"语义。表4给出了由决策树阈值归纳得到的部分核心语义及其触发条件与工程解释。

利用Neo4j图数据库对上述挖掘成果进行存储与关联。以掘进区段s_i为时空单元,将地质条件、TBM掘进响应状态与风险事件进行关联,构建形成该工程区段的塌方风险知识图谱(见图5)。对实例化后的图谱结构进行统计分析,发现高风险区段的图谱具有语义密集性,表5给出具体的语义结构统

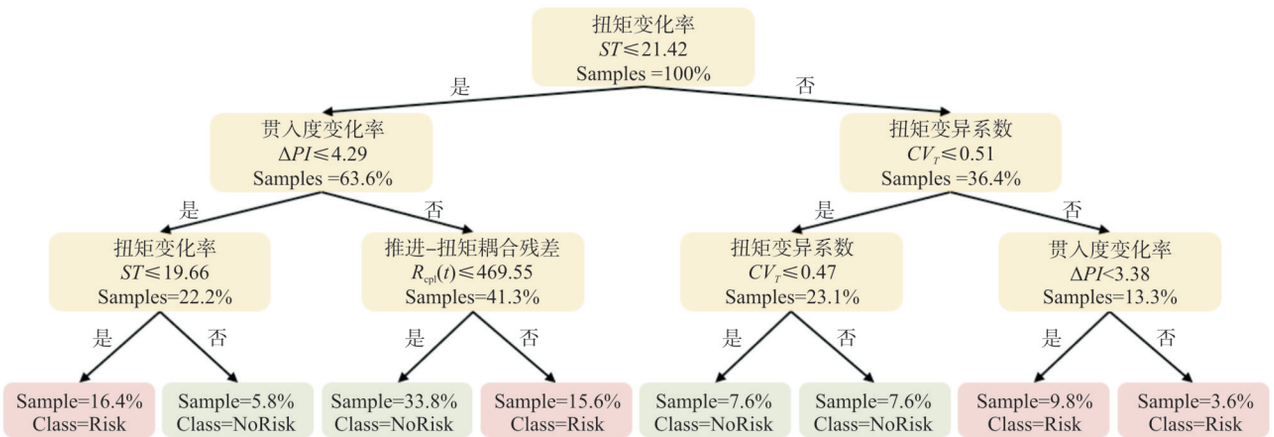


图 4 决策树模型结构

Fig. 4 Structure of the Decision Tree Model

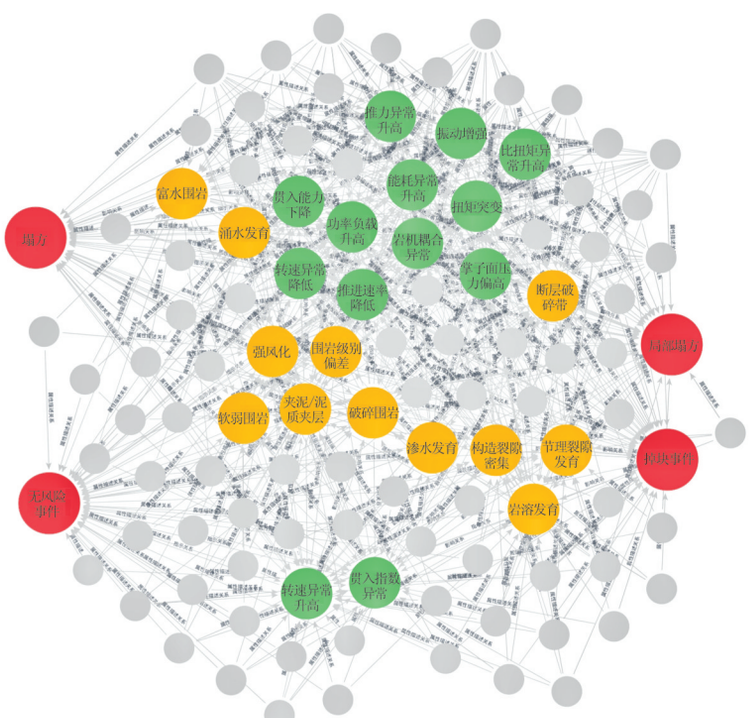


图 5 TBM 隧道塌方风险知识图谱

Fig. 5 TBM Tunnel Collapse-Risk Knowledge Graph

表 4 基于决策树阈值的 TBM 掘进响应语义映射规则

Tab. 4 Semantic Mapping Rules of TBM Excavation Response States Based on Decision-Tree Thresholds

语义状态	触发阈值条件	工程语义解释
扭矩突变	S_T>21.42	反映刀盘受阻或遭遇硬岩突变,是风险识别的首要敏感特征。
贯入能力下降	ΔPI≤4.29	揭示破岩效率退化,常对应围岩软弱化、破碎化等工况。
扭矩剧烈波动	CV_T> 0.514	描述破岩过程极度不稳定,预示围岩完整性下降。
岩–机耦合异常	$R_{cpl}(t)$>469.55	描述力学关系偏离经验模型,说明岩–机系统受外部扰动增强。
掘进效率极低	ΔPI≤3.375	在高波动工况下的进一步恶化,指示大概率的塌方风险。

表 5 高风险与无风险区段语义结构统计对比

Tab. 5 Statistical Comparison Of Semantic Structure Between High-Risk and No-Risk Segments

区段类型	高风险区段	无风险区段
平均掘进响应状态语义数	2.966 3	1.237 7
平均语义关系数	7.011 2	4.786 8

计对比。在发生掉块或塌方的区段,其对应的 TBM 掘进响应状态节点数量和平均语义关系数明显高于无风险区段。另外,图谱中常出现“能耗异常+载荷波动+推进受阻”的复杂组合连接,表明风险发生前 TBM 系统通常面临多维度的非正常工况。相比之

下,无风险区段的语义连接稀疏,多表现为单一指标的轻微波动。该特征不仅验证了模型对风险区分的有效性,更通过可视化的连边关系,显式地刻画了风险演化过程中“岩-机”相互作用。本文选取风险特征较为显著的S-003掘进区段进行风险演化过程分析。施工记录显示,该区段处于断层破碎带范围内,并伴随涌水发育。知识图谱对该区段的实例化结果如图 6 所示,其关联结构清晰呈现了塌方风险中各类语义要素的连接关系。在TBM掘进过程中,该区段触发了“贯入能力下降”“载荷剧烈波动”“岩-机耦合异常”与“扭矩突变”等TBM掘进响应状态,表明TBM掘进状态严重偏离正常工况,岩-机系统受外部扰动显著增强;最终,上述异常响应状态共同指向“塌方”风险事件节点。该语义链条与施工日志中对“掘进困难、振动增强,随后掌子面发生坍塌”的记录在工程层面一致,说明构建的塌方风险知识图谱能在区段尺度上对风险相关要素及其关联关系进行结构化表达,为风险过程分析与解释提供支持。

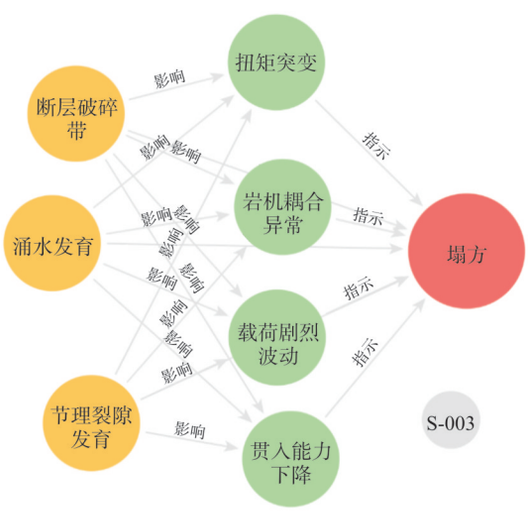


图 6　S-003 掘进区段塌方风险知识图谱子图

Fig. 6　Subgraph of the Collapse Risk Knowledge Graph for Segment S-003

3　结束语

针对TBM隧道施工过程中围岩塌方风险随围岩条件与掘进行为动态演化、难以通过静态知识建模方法有效表达的问题,本文提出了一种施工数据与专家知识协同的TBM隧道塌方风险知识图谱构建方法。该方法以塌方风险要素本体作为统一语义约束,对地质条件、TBM掘进响应状态与风险事件及其语义关系进行一致化建模,并以掘进区段为基本时空单元,对推进速度、刀盘扭矩和推力等施工监测数据进行区段尺度特征统计,引入可解释的决策树模型学习高风险分裂阈值,将连续数值特征映射为离散的TBM掘进响应状态实例,实现监测数据向知识图谱语义层的可解释转换;在此基础上,在本体约束下组织“地质条件-TBM掘进响应状态-风险事件”知识三元组,构建塌方风险知识图谱,为塌方风险演化过程提供了结构化表达形式。工程实例验证结果表明,所构建的知识图谱能够有效刻画断层破碎、涌水发育等不良地质条件与TBM掘进响应状态之间的关联关系,实现塌方风险演化过程的结构化组织与表达,可为掘进区段尺度上的塌方风险评估及其演化过程追溯分析提供支撑。

目前,本文基于某典型TBM隧道工程段的实测数据完成知识图谱实例化,并验证所提方法的有效性。后续研究将面向TBM隧道工程全过程的知识增量更新需求,进一步探索区段知识实例及其关联关系的时序演化与维护机制,使知识图谱能够持续表征地质条件与掘进响应状态的动态变化,为风险分析与过程追溯提供更稳定、可更新的知识基础。

参 考 文 献

[1]　裴成元, 张云旆, 刘军生, 等. 基于TBM掘进大数据和特征参数的引水隧洞塌方分析[J]. 隧道建设(中英文), 2024, 44(5): 952-963

[2]　Yang Jun, Qiao Linke, Li Changjiang, et al. Risk Assessment of Shield Tunnel Collapse Accident Based on Fuzzy Analytic Hierarchy Process[J]. Sādhanā, 2024, 49(2): 174

[3]　Li Li, Ni Bo, Zhang Shixin, et al. Tunnel Collapse Risk Assessment Based on Improved Quantitative Theory III and EW-AHP Coupling Weight[J]. Scientific Reports, 2022, 12: 16054

[4]　Li Jinhui, Guo Dong, Chen Zuyu, et al. Transfer Learning for Collapse Warning in TBM Tunneling Using Databases in China[J]. Computers and Geotechnics, 2024, 166: 105968

[5]　Wu Zhijun, Wei Rulei, Chu Zhaofei, et al. Real-Time Rock Mass Condition Prediction with TBM Tunneling Big Data Using a Novel Rock—Machine Mutual Feedback Perception Method[J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2021, 13(6): 1 311-1 325

[6]　Guo Dong, Li Jinhui, Li Xu, et al. Advance Prediction of Collapse for TBM Tunneling Using Deep Learning Method[J]. Engineering Geology, 2022, 299: 106556

[7]　Wang Shuangjing, Wang Lechen, Wu Leijie, et al. A Jamming Risk Warning Model for TBM Tunnelling Based on Bayesian Statistical Methods[J]. Scientific Reports, 2025, 15: 35452

[8]　Ji Shaoxiong, Pan Shirui, 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

[9] 罗强, 胡中南, 王秋妹, 等. GIS领域知识图谱进展研究[J]. 测绘地理信息, 2023, 48(1): 60-67

[10] 吕凯军, 刘涛, 杜萍, 等. 公路养护管理知识图谱构建及应用[J]. 测绘地理信息, 2026,51(3):24-29

[11] Isah M A, Kim B S. Question-Answering System Powered by Knowledge Graph and Generative Pre-trained Transformer to Support Risk Identification in Tunnel Projects[J]. Journal of Construction Engineering and Management, 2025, 151: 04024193

[12] Mequanenit A M, Nibret E A, Herrero-Martín P, et al. A Deep Reinforcement Learning-Enhanced Multi-agent System for Ontology—Based Health Management in Nanotechnology[J]. Electronics, 2025, 14(23): 4580

[13] Li Xuewei, Li Shuchen, Yuan Jingfeng, et al. A Data-Driven and Knowledge Graph-Based Research on Safety Risk-Coupled Evolution Analysis and Assessment in Shield Tunneling [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2025, 162: 106657

[14] 朱庆, 王艳君, 丁雨淋, 等. 多要素语义关联的TBM卡机风险评估知识图谱构建方法[J]. 西南交通大学学报, 2026, 61(3): 1 009-1 020

[15] 朱庆, 王所智, 丁雨淋, 等. 铁路隧道钻爆法施工智能管理的安全质量进度知识图谱构建方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(8): 1 155-1 164

[16] 王心语. 基于多算法融合的TBM岩-机作用模型与优化决策方法研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2021

[17] Xie Weiqiang, Liu Xiaoli, Qian Ruipeng, et al. Development of a Novel TBM Tunnelling Test Platform and Its Application in Rock-Machine Interaction Analysis [J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2025, 58 (1): 867-885

[18] 刘诗洋, 陈祖煜, 张云旆, 等. 基于卷积神经网络对TBM塌方段的反演分析[J]. 固体力学学报, 2021, 42(3): 287-301

[19] 许振浩, 王朝阳, 张津源, 等. TBM隧道掘进地质感知与岩-机数字孪生: 方法、现状与数智化发展方向[J]. 应用基础与工程科学学报, 2023, 31(6): 1 361-1 381

[20] Xue Y D, Hou Y C. An Ontology of Risk Management for Tunnel Construction[C]. The 58th U. S. Rock Mechanics/Geomechanics Symposium, Golden, Colorado, USA, 2024

[21] Liu Ping, Jin Xueqiang, Shang Yongtao. Ontology-Based Automated Knowledge Identification of Safety Risks in Metro Shield Construction [J]. Journal of Asian Architecture and Building Engineering, 2026, 25 (2): 1 295-1 324

[22] Zheng Lifeng, Xiao Haohan, Nie Ding. Data Preprocessing and Excavation Process Analysis Based on Multi TBM Tunnel Project[C]//The 2024 International Conference on Smart City and Information System, Kuala Lumpur Malaysia: ACM, 2024: 367-370

[23] Chen Chao, Lu Yanyun, Wu Bo, et al. Digital Twin-Based and Knowledge Graph-Enhanced Emergency Response in Urban Infrastructure Construction [J]. Applied Sciences, 2025, 15(11): 6009

[24] Xu Zhenhao, Wang Zhaoyang, Li Shucai, et al. Geo-Predict-LLM: Intelligent Tunnel Advanced Geological Prediction by Reprogramming Large Language Models [J]. Intelligent Geoengineering, 2024, 1(1): 49-57

[25] Salimi A, Faradonbeh R S, Monjezi M, et al. TBM Performance Estimation Using a Classification and Regression Tree (CART) Technique[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2018, 77(1): 429-440

[26] Yang Y, Choi H, Yeom Y, et al. Data-Augmented Machine Learning for Risk Management of Tunnel Boring Machine Jamming Considering Coupled Geological Factors[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2025, 40(27): 5 010-5 026

[27] Gan Binlin, Zhang Dongmei, Huang Zhongkai, et al. Ontology-Driven Knowledge Graph for Decision-Making in Resilience Enhancement of Underground Structures: Framework and Application[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2025, 163: 106739

[28] Pan Shirui, Luo Linhao, Wang Yufei , et al. Unifying Large Language Models and Knowledge Graphs: A Roadmap [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2024, 36(7): 3 580-3 599

[29] 刘永胜, 杨光, 李伟森, 等. 分段相关数据清洗算法在盾构刀盘数据清洗中的应用[J]. 隧道建设(中英文), 2025, 45(10): 1 830-1 842

[30] Lin L S, Hu J R, Zhong Z, et al. A Hybrid Data Mining Method for Tunnel Engineering Based on Real-Time Monitoring Data From Tunnel Boring Machines [J]. IEEE Access, 2020, 8: 90 430-90 449

[31] Ling Jiaxin, Li Xiaojun, Li Haijiang, et al. Hybrid NLP-Based Extraction Method to Develop a Knowledge graph for Rock Tunnel Support Design[J]. Advanced Engineering Informatics, 2024, 62(Part B): 102725

[32] 李建旺, 祁文睿, 李新龙, 等. 面向TBM掘进围岩类别预测的复杂数据处理分析方法研究[J]. 河南科学, 2024, 42(11): 1 624-1 636

修回日期: 2026-07-08

第一作者: 朱庆, 博士, 教授, 现主要从事地球空间信息学的研究与教学工作。E-mail: zhuqing@swjtu.edu.cn

通信作者: 余君, 硕士, 主要研究方向为地理信息科学。E-mail: 1209827364@qq.com