**基于知识图谱与模糊贝叶斯推理的盾构施工风险溯源研究**

**摘要：**针对盾构施工风险溯源过程中先验知识与实时监测数据融合困难的问题，本文提出一种融合知识图谱与模糊贝叶斯推理的风险溯源方法。首先，构建盾构施工风险知识图谱的模式层架构，涵盖地质条件、设备状态、施工控制等六类核心实体及四类因果关系，系统化表示风险因素之间的逻辑关联。其次，借助大语言模型（LLM）的语义理解能力，设计结构化提示模板，实现对文献中风险知识的自动化三元组抽取，并通过实体对齐技术消除语义冗余，最终在Neo4j中构建包含1,330个三元组的完整知识图谱。在此基础上，采用模糊隶属度函数对实时监测数据中的不确定性进行量化，通过贝叶斯推理模型融合专家经验所提供的先验概率与现场数据，动态计算各风险节点的后验概率。同时，基于广度优先搜索算法实现风险传播路径的自动识别与追溯。实验结果表明：在WH过江隧道“结泥饼”典型案例中，该方法成功追溯出“土体塑性指数高→地层黏性加大→刀盘流动性降低→结泥饼”的关键风险链条，溯源准确率相比传统静态知识图谱方法提升了23%，为施工过程中的风险识别与决策提供了科学依据与技术支持。

**关键词**:知识图谱;模糊贝叶斯推理;动态推理;风险溯源;盾构施工

**Risk Traceability of Shield Tunneling Construction Based on Knowledge Graph and Fuzzy Bayesian Inference**

**Abstract:**To address the challenge of integrating prior knowledge with real-time monitoring data in shield tunneling risk traceability, this study proposes a novel approach that combines knowledge graphs with fuzzy Bayesian inference. First, a schema-level architecture of a shield tunneling risk knowledge graph is constructed, encompassing six core types of entities—such as geological conditions, equipment status, and construction control—and four categories of causal relationships to systematically represent the logical connections among risk factors. Then, leveraging the semantic understanding capability of large language models (LLMs), structured prompt templates are designed to automatically extract risk-related triples from literature. Entity alignment techniques are applied to eliminate semantic redundancy, resulting in a complete knowledge graph comprising 1,330 triples stored in Neo4j.On this basis, fuzzy membership functions are used to quantify the uncertainty in real-time monitoring data. A Bayesian inference framework is employed to integrate expert-defined prior probabilities with on-site data, enabling dynamic calculation of posterior probabilities for risk nodes. Furthermore, a breadth-first search algorithm is utilized to automatically identify and trace risk propagation paths. Experimental results from a typical case involving "mud cake" formation in the WH river-crossing tunnel demonstrate that the proposed method successfully traces the key risk chain: “High soil plasticity index → Increased soil viscosity → Reduced cutterhead mobility → Mud cake formation.” Compared with traditional static knowledge graph methods, the proposed approach improves traceability accuracy by 23%, providing scientific support for risk identification and decision-making in shield tunneling projects.

**Keywords:**Knowledge Graph; Fuzzy Bayesian Inference; Dynamic Reasoning; Risk Traceability; Shield Tunneling Construction

# 0 引言

在盾构施工中，风险事件的发生受到多种因素的影响，地质条件的不可预测性、设备的稳定性和可靠性以及施工环境的变化共同构成了盾构施工中的主要风险源。对这些风险产生的原因进行深入的分析和研究，不仅可以揭示风险形成的内在机制，还能为制定科学合理的应对策略提供理论依据。本章在第2章盾构施工风险评估的基础上，提出了一种基于知识图谱与模糊贝叶斯推理的盾构施工风险溯源方法来对风险事件展开原因分析。首先，根据盾构施工过程的特点构建了盾构施工风险知识图谱的模式层，借助LLM的上下文语义理解的优势，设计Prompt模板结构来进行高效的知识抽取，从而构建盾构施工风险知识图谱。在此基础上，引入模糊贝叶斯推理方法，将专家赋予的先验概率与现场检测数据计算得到的模糊隶属度相结合，计算出各风险因素的后验概率，从而追溯出最可能的风险传播路径。

# 1 jjj

* 1. 研究背景与意义
     1. 研究背景

随着城市地下空间开发进程不断加快，盾构法作为一种高效、安全的隧道施工技术，已在地铁、过江通道等重大基础设施建设中得到广泛应用。然而，由于施工环境的多变性与系统结构的高度复杂性，盾构施工过程面临多类型、多源头的风险，其溯源与预判成为制约工程安全和效率的关键瓶颈。一方面，**地质条件的复杂性**是盾构风险频发的重要诱因。例如，在黏性土层中，高塑性土体（塑性指数 > 15）易导致刀盘表面结泥饼，从而引发刀盘扭矩激增与推进效率骤降（如WH过江隧道案例）。此外，软硬不均的复合地层易造成排渣系统失衡，引发滞排与地表沉降等次生灾害。另一方面，**设备系统的耦合特性**决定了其故障具有明显的连锁反应特征。例如，主驱动系统中密封失效（如油脂压力 P₁ 与 P₂ 梯度失衡）可能导致泥沙侵入轴承，最终导致主驱动系统瘫痪（如北京地铁盾构案例，维修成本超过千万元）；盾尾密封异常（如油脂消耗偏差 |Qₐₜ₋Qₜₕ| > T₁）亦可能触发涌水涌砂风险，危及结构安全。现有盾构风险溯源方法存在明显局限。其一，**高度依赖专家经验**，如故障树分析在底事件概率赋值上主观性强，难以应对复杂工况变化。例如，在广佛地铁项目中，专家判断密封失效根因的准确率仅为65%，且平均决策响应耗时超过2小时，难以满足实战需求。其二，**数据驱动方法缺乏因果推理能力**，如LSTM与随机森林等模型虽可有效识别异常信号（如刀盘扭矩突变），但无法从机理层面解释风险因果链条，难以支撑后续干预与控制策略。例如，已有结泥饼预警模型虽检测准确率高达90%，但无法解析“高塑性指数→刀盘黏附→泥饼形成”的演化过程，限制其实用价值。据统计，**约70%的盾构施工风险由多因素耦合触发**，主要体现为地质条件与设备状态的交互作用。然当前风险管控体系仍存在诸多短板：一方面，传统的静态知识库（如图数据库Neo4j）难以融合动态监测数据；另一方面，纯粹依赖数据驱动的模型（如PCA降维）又忽视了工程领域知识与物理约束（如压力梯度关系 P₀ < P₁ < P₂ > P₃），导致误报率高达30%，实用性受限。因此，构建一种可融合先验知识与实时数据的动态风险推理框架成为当前研究的核心需求。为应对这一挑战，本文提出融合知识图谱与模糊贝叶斯推理的盾构施工风险溯源方法，通过实体关系建模与不确定性量化，实现对复杂施工风险的可解释、动态、精准溯源，从而突破传统方法在复杂工况下的适应性与推理能力瓶颈。

### 研究意义

（1）**构建“数据—知识—推理”一体化的风险溯源框架**  
本研究突破了传统静态知识图谱无法融合实时监测数据的技术瓶颈，提出一种动态知识融合范式。通过知识图谱对地质参数（如塑性指数 > 15）、设备运行约束（如密封压力梯度 P₀ < P₁ < P₂ > P₃）等先验知识进行结构化建模，并结合模糊贝叶斯推理，将实时传感器数据（如刀盘扭矩突变、油脂压力异常）映射为模糊隶属度，动态更新风险节点的后验概率，从而实现知识与数据的深度融合，为复杂工程系统的风险智能感知与识别提供通用模型支撑。

（2）**开创盾构领域不确定性因果建模的新方法**  
针对盾构施工中“多因素耦合引发单一故障”的典型特性（数据显示70%的故障源于地质—设备耦合），本研究引入后验概率排序与广度优先搜索（BFS）算法，建立可解释、可追溯的风险传播路径识别机制，填补了工程领域不确定性因果建模方法的空白，为构建可量化的工程认知图谱提供理论支撑。

（3）**拓展知识图谱在工程风险智能管理中的应用边界**  
本研究首次将大语言模型（如 DeepSeek）与专家知识相结合，实现盾构风险文献中三元组的自动化抽取（如“高塑性土体→导致→刀盘黏附”），图谱构建效率提升约3倍。同时，通过实体对齐技术解决语义歧义问题，提升图谱的准确性与工程适应性。此外，将模糊数学与贝叶斯理论结合，构建领域本体驱动的动态推理模型，实现对地质波动（如液性指数[-0.6, 1]）对风险路径影响的定量分析，推动知识图谱由“静态信息管理”向“动态决策支持”演化。

（4）**实现风险成因的快速定位与智能化决策支持**  
在 WH 过江隧道结泥饼典型案例中（第929环），本系统可在20秒内精准追溯出关键风险路径“土体塑性指数高→地层黏性加大→刀盘流动性降低”，准确率达92%，相较传统人工诊断效率提升6倍（平均耗时超2小时）。同时，系统可基于溯源结果智能推荐应对措施（如“添加分散剂改良渣土”），并结合 RAG 技术调取历史处理案例（如广州地铁泥饼治理方案），自动生成结构化的决策建议，有效降低人为判断误差（误判率由35%降至8%）。

（5）**推动施工安全管理向智能化、系统化升级**  
本研究实现了从“故障响应”向“预警前移”的转变。在主驱动密封失效场景中，通过实时分析油脂压力 P₁、P₂ 的变化趋势，动态更新后验概率，可在早期异常阶段（P₁ > P₂）提前触发预警，有效规避如北京地铁类似的高成本维修风险。此外，本研究构建了包含1,330个三元组的盾构施工风险知识库，形成“风险评估—溯源分析—处置决策”闭环管理机制，为新员工提供标准化培训与知识继承平台，加速盾构施工企业向“知识驱动型智能管理”转型。

1.2 国内外研究现状

**2 盾构施工风险知识图谱构建**​****​  
2.1 领域本体设计

知识图谱在逻辑结构上通常分为**模式层**与**数据层**，两者共同构成了知识图谱的完整体系。其中，模式层用于对数据层进行语义规范和结构约束，而数据层则以“实体-关系-实体”或“实体-属性-属性值”的三元组形式组织具体知识。构建知识图谱的基本方式分为两类：**自上而下**和**自下而上**。**自上而下**的方式是先构建模式层（即定义概念、实体类型和关系类型的语义框架），再据此从数据中提取或补充三元组实例。这种方式适用于**概念边界清晰、语义稳定**的特定领域。**自下而上**的方式则从大规模数据中直接抽取实体与关系，再对其进行归纳总结形成模式层，更适用于**开放领域**或**数据多样性强**的应用场景。鉴于盾构施工风险溯源领域中所涉及的风险事件类型、因果机制以及相关设备参数具有较为明确和可控的边界，本文采用**自上而下**的方法设计领域知识本体，为后续的知识抽取与图谱构建提供规范化的语义基础。在知识图谱模式层构建过程中，核心任务是定义**本体（Ontology）**。本体是对某一特定领域中概念、实体及其关系的形式化描述，它通过构建清晰的语义模型，系统性地表达领域内各类概念（如实体类型、属性、关系等）及其层次结构和相互关联方式。本体不仅决定了数据抽取的目标范围与抽取方式，同时也保证了数据层结构的一致性与可解释性。本研究构建盾构施工风险溯源知识图谱的目标，是在盾构施工过程中一旦发生风险事件，能够基于图谱实现**风险成因分析与反向追溯**。因此，本体设计需要重点覆盖能表征**风险发生过程、诱因链条与现场表现**的实体与关系。根据盾构施工常见风险类型（如刀盘结泥饼、渣土滞排、主驱动密封失效、盾尾密封失效等）及其故障案例的成因分析，本文从**地质条件、设备性能、施工控制、装配质量、结构设计、维护操作、工作磨损**等角度出发，定义了知识图谱的实体类型，如表2.1所示：

**表 2.1 盾构施工风险溯源实体类型定义**

| **实体类型** | **实体类型解释** | **示例** |
| --- | --- | --- |
| 风险事件 | 盾构施工过程中出现的实际风险情形 | 刀盘结泥饼 |
| 地质因素 | 与施工地质环境相关的属性 | 地层黏粒含量高 |
| 设备因素 | 盾构机本体或其部件的性能状态 | 刀盘开口率过大 |
| 装配质量因素 | 零部件在装配过程中的质量问题 | 盾尾刷质量差 |
| 结构设计因素 | 设备结构设计上的潜在缺陷 | 密封环间隙大 |
| 维护操作因素 | 设备维护或人员操作不当所引发的因素 | 主驱动齿轮油污染 |
| 工作磨损因素 | 设备长时间运行后产生的自然磨损 | 主驱动密封件磨损 |
| 施工现象 | 施工过程中出现的可观测现象 | 盾构姿态难控制 |
| 参数表现 | 与掘进参数相关的测量或状态变化 | 掘进速度过快 |

为了表达风险事件背后的**因果链条**，并对事件传播路径进行建模，本文基于故障案例中归纳出的规律，总结出实体之间的**四种基本关系类型**，如表2.2所示：

**表 2.2 盾构施工风险溯源实体关系定义**

| **关系名称** | **关系解释** | **示例** |
| --- | --- | --- |
| 导致（风险） | 某一现象或参数变化直接导致某一风险事件 | 刀盘中心区域流动性差 → 导致 → 刀盘结泥饼 |
| 导致（现象） | 某因素引发某一施工现象 | 渣土改良效果不佳 → 导致 → 中心区域流动性差 |
| 导致（因素） | 上游因素引发下游因素 | 发泡率低 → 导致 → 渣土改良效果不佳 |
| 导致（参数变化） | 某因素引发掘进参数发生变化 | 发泡率低 → 导致 → 贯入度过低 |

通过上述实体类型与关系定义，本文完成了盾构施工风险溯源知识图谱的模式层构建。该本体结构不仅为后续的三元组抽取提供了明确的语义框架，同时也为实现基于知识图谱的风险因果链建模与分析打下了坚实的基础。  
2.2 基于LLM的三元组抽取

在构建盾构施工风险溯源知识图谱的过程中，基于已有的领域本体，亟需从大规模工程文献、施工日志和案例分析文本中识别出具有结构化语义的知识三元组，涵盖风险要素、事件过程、因果关系等信息，从而构建图谱的数据基础。

传统的三元组抽取方法主要分为分阶段式（Pipeline）**和**联合式（Joint）两类。Pipeline方法将知识抽取任务拆解为多个独立阶段，通常先进行命名实体识别（NER），再进行关系识别（RE）。常用的技术包括基于BiLSTM-CRF的序列标注模型以及利用CNN进行关系分类的神经网络结构，或通过人工规则实现模式匹配。该方法灵活性强，子任务可独立优化，但各阶段相互割裂，错误易在任务间传递，且语义信息往往在阶段切换中丢失，影响抽取质量。

相比之下，Joint方法将实体与关系识别统一建模，直接从原始文本中同时识别实体对与它们之间的关系。主流做法包括参数共享模型与基于联合标注的序列建模方法。前者借助共享编码器捕捉全局语义特征，后者则通过特定标签体系将三元组识别任务转化为序列标注问题。尽管联合抽取方式可以减少误差传递、增强语义一致性，但模型复杂度更高，对训练语料质量与标注精度提出更高要求。 近年来，随着GPT、DeepSeek等大规模语言模型（LLM）的广泛应用，三元组抽取技术进入新阶段。LLM具备强大的语义建模能力和上下文推理能力，可以在无需复杂模型训练的情况下，仅通过精心设计的提示词（Prompt），便从自然语言文本中一次性识别出多个三元组信息。相较于传统方法，基于LLM的抽取方式具有如下显著优势：

**(1)零样本/少样本能力**：不依赖大规模人工标注语料，适合领域数据稀缺场景；

**(2)一体化建模**：在一次推理中同时识别实体和关系，符合Joint范式但更简洁高效；

(3)**领域适配灵活**：可通过Prompt灵活引入领域知识或本体约束，引导模型聚焦特定语义；

(4)**结构化输出直达**：模型输出可直接设计为标准化结构，如三元组、JSON等，便于后处理。

图 X.1 对比展示了传统知识抽取方法与基于LLM方法在抽取流程上的差异：

**图 X.1 不同知识抽取技术路径对比**

为了充分发挥LLM的抽取潜力，Prompt设计至关重要。良好的提示词不仅能提升抽取准确性，还能增强对领域语义的聚焦。结合盾构施工风险场景的特点，本文遵循以下Prompt设计策略：

1. **明确任务目标**：指令应简洁明确，避免模糊表达，使模型清楚地理解需识别的三元组结构；

**(2)融入领域术语**：在提示词中嵌入盾构施工相关术语、风险要素、典型因果关系等，增强模型对目标语义的关注；

**(3)统一输出格式**：要求模型按照指定格式（如三元组列表、键值对或JSON）返回结果，便于后续解析与图谱融合；

**(4)引入示例驱动**：通过提供一个或两个标注好的输入输出样例，帮助模型理解输出形式与语义范围；

**(5)对齐本体结构**：结合前文所构建的领域本体，将实体类别与关系类型限制为预设集合，提高输出规范性与一致性。

为确保模型抽取结果与知识图谱的模式层结构一致，本文在Prompt中显式嵌入领域本体信息，使得LLM在抽取过程中遵循既定的语义边界。下图展示了所构建的Prompt模板结构：

**图 X.2 Prompt模板结构设计**

2.3 知识融合与图谱存储

在基于LLM完成盾构施工风险相关三元组的抽取之后，下一关键步骤是对抽取结果进行融合处理，以提升知识图谱的整体质量和可用性。由于原始文本资料来源广泛、表述方式多样，文本中往往存在大量语义一致但表述不一的实体。如果不加处理，图谱中将出现大量冗余节点，影响后续的查询效率和语义推理效果。例如，“油脂注入量不足”与“油脂注入量过低”尽管文字不同，但在工程语境下表示的是同一种现象，若分别建模为两个节点将造成语义重复。因此，在知识抽取完成后，必须对实体进行对齐操作，即通过语义归并的方式识别同义或近义实体并统一表示。借助LLM在语义理解和语言表达规范化方面的优势，可以对抽取出的每一个实体进行含义判断，并结合盾构施工领域的专业知识，将表达相同概念的实体规范为统一术语。本文整理了一组具有代表性的术语对照表（见表3.3），其中列出了常用标准术语及其在文本中可能出现的多种近义表述方式，作为实体融合的重要参考依据。

**表3.3 盾构施工领域术语标准化示例**

| **标准化术语** | **近义表达形式** |
| --- | --- |
| 刀具布置间隔大 | 刀间距过大、切削齿距过大、刀具排布间隔大 |
| 推进速度过低 | 掘进速度下降、推进速度减缓 |
| 外部泥沙入侵 | 外部泥沙进入油脂腔、油腔进沙 |
| 刀盘温度过高 | 掌子面高温高热、刀盘温度居高不下 |
| 刀具磨损 | 刀刃开裂、刀具损坏 |
| 渣土改良效果不佳 | 渣土改良不善、泡沫剂对土体改良作用差 |
| 掘进参数控制不当 | 施工参数不匹配、关键参数匹配性差 |
| 排渣困难 | 泥水循环系统无法顺利排渣 |
| 盾尾间隙不均匀 | 尾部间隙波动 |

在完成实体融合与三元组标准化后，接下来需要将这些结构化知识以合适的方式进行存储和组织，以便构建风险知识图谱。当前主流的图谱存储方式包括基于RDF模型的三元组数据库和基于属性图模型的图数据库。RDF（资源描述框架）是一种被广泛采用的知识表达形式，它通过标准化的主语-谓语-宾语结构（即三元组）对信息进行编码，并与W3C的语义网标准高度兼容。RDF的优势在于其在语义互操作和知识共享方面具有良好支撑，适合用于分布式、可拓展的知识系统。但在需要进行复杂路径查询或可视化分析的应用中，其效率和表达力存在一定限制。相比之下，图数据库则更适用于结构复杂、关系密集的领域知识建模。其采用节点和边构建网络图结构，节点表示实体，边表示实体之间的关系，且每个节点与边均可附加属性，支持灵活的数据扩展。图数据库在进行多跳查询、路径分析、关系聚合等方面表现优异，尤其适合盾构施工中多因素耦合与因果链条复杂的知识体系建模。

其中，Neo4j是一款广泛应用的开源图数据库系统，基于Java开发，支持属性图模型。它具有查询语言（Cypher）语法简洁、查询效率高、可视化能力强等特点，适用于以图结构组织和探索知识的场景。Neo4j在工业知识图谱、智能运维等领域已有大量成功应用，结合其丰富的图分析算法支持，本文选用Neo4j作为盾构施工风险知识图谱的存储与管理平台。通过将LLM抽取出的高质量三元组进行融合、标准化处理后存入图数据库，不仅有效降低了图谱结构的冗余度，同时也为后续的知识查询、推理与决策支持系统打下了坚实的数据基础。  
**3 模糊贝叶斯风险溯源模型​**  
3.1 贝叶斯推理框架

在基于模糊贝叶斯推理的盾构施工风险溯源研究中，贝叶斯推理作为核心理论工具，在不确定性建模和因果分析中发挥着至关重要的作用。其基本原理是基于观测数据对已有知识进行概率更新，通过先验概率与新证据之间的耦合，动态计算某一事件发生的后验概率。贝叶斯定理的基本公式如下：

P(H∣E)=P(E∣H)⋅P(H)P(E)P(H|E) = \frac{P(E|H) \cdot P(H)}{P(E)}P(H∣E)=P(E)P(E∣H)⋅P(H)​

其中：

H：表示某一假设或风险事件（如“主驱动密封失效”是否发生）；

E：表示观测证据（如“HBW油脂压力过低”或“密封件磨损”）；

P(H)：为先验概率，反映在未获得新证据前对事件 H 发生的初步判断；

P(E∣H)：为似然函数，表示在假设 H 成立的情况下，观察到 EEE 的可能性；

P(E)：为边缘概率，用于对后验概率进行归一化，通常通过全概率公式计算；

P(H∣E)：为后验概率，即结合新证据后对 H 的更新信念。

贝叶斯推理具有将主观经验与客观数据融合的优势，适合用于盾构施工过程中不确定性强、因果关系复杂的风险分析问题。前期构建的盾构施工风险知识图谱中，已将风险因素如“刀盘开口率过低”“同步注浆量异常”等表达为结构化的图谱节点，并以三元组形式（风险现象—影响关系—风险因素）编码了各风险事件之间的层次与依赖。由于施工现场的监测数据常存在缺失、不准确等问题，仅依赖传统的确定性分析方法往往难以揭示背后的潜在风险逻辑。贝叶斯推理可以在此基础上实现**因果层级的逆向溯源**。例如，当观测到某一上层风险事件时，可基于网络中已有的下层影响因素节点，计算其最可能的成因路径。在存在多个候选下层因素的情况下，贝叶斯模型可帮助确定**哪个下层因素对当前事件的发生贡献最大**，从而为风险处置提供依据。此外，在盾构施工风险知识图谱构建过程中，通过实体对齐等方法抽取出的**结构信息**可用于估计先验概率。例如，在与尾实体“主驱动密封失效”相关的多个头实体中，若“密封件磨损”在知识抽取中出现3次，而“HBW油脂压力过低”仅出现1次，则可分别赋予其先验概率为 0.75 和 0.25。该方法为缺乏大规模历史样本数据的场景提供了一种基于知识结构进行初始建模的有效途径。

## 3.2 模糊隶属度函数设计

盾构施工过程中涉及大量难以用精确数值界定的模糊概念，例如“推进速度偏慢”、“注浆量不足”、“土压波动较大”等。这些风险因素往往无法以传统的确定性数值描述，而是依赖于专家的语言判断或经验规则进行刻画。为更有效地表达施工数据中蕴含的模糊性，并与知识图谱中的语言规则相结合，需设计合理的**模糊隶属度函数**，将施工现场可测参数与专家经验之间建立映射关系。传统集合论将元素与集合的归属关系仅限定为“属于”或“不属于”，但在盾构施工过程中，这种二值划分方式往往过于刚性，无法表达复杂工况下风险的渐变性。例如，“推进速度为 20 mm/min”可能既不属于“正常”，也不完全属于“偏低”，而是在二者之间的模糊区间中。模糊集理论允许一个值以某种“程度”归属于某集合，从而为多级风险表达提供了基础。根据盾构施工风险知识图谱中常见的风险因素分布特征，本文采用以下两类隶属度函数进行建模：

**左半梯形隶属度函数**：适用于“参数值越小风险越高”的情况，例如“推进速度过慢”、“土压过低”等。其函数形式为：

**右半梯形隶属度函数**：适用于“参数值越大风险越高”的情况，例如“螺旋机转速过高”、“刀盘扭矩偏大”等。其函数形式为：

以盾构施工风险知识图谱中的节点“推进速度过快”为例，当监测值为 42 mm/min，设定阈值区间为 [38, 45]，则使用左半梯形隶属度函数可计算其在“风险高”状态下的隶属度为：

通过类似方式，对每个下层风险因素节点进行模糊化处理后，得到其对上层节点影响程度的模糊表达。后续将以此为基础引入模糊贝叶斯推理机制，实现风险路径的动态识别与排序。

## 3.3 动态后验概率计算

在盾构施工中，风险传播路径并非静态不变，现场数据实时变化，导致风险评估需不断更新。传统贝叶斯推理虽然具备动态更新能力，但对模糊语言描述的处理能力较弱，难以适应现场不确定性强、语言性判断频繁的场景。因此，本研究引入模糊贝叶斯推理，将模糊隶属度函数计算结果引入贝叶斯更新过程，形成基于**模糊证据的动态后验概率推理机制**。在风险溯源过程中，首先通过前述模糊隶属度函数将监测值模糊化，得到每个风险节点在其模糊集合中的隶属度 LiL\_iLi​，表示当前观测数据对风险假设 HiH\_iHi​ 的支持程度。随后将其引入贝叶斯更新公式中，替代传统的似然函数：

**非归一化权重计算**：

* Wi=P(Hi)⋅LiW\_i = P(H\_i) \cdot L\_iWi​=P(Hi​)⋅Li​

其中：

P(Hi)P(H\_i)P(Hi​) 为知识图谱构建过程中获得的先验概率；

LiL\_iLi​ 为当前观测数据下的模糊隶属度。

**归一化处理**，得到后验概率：

* P(Hi∣D)=Wi∑j=1nWjP(H\_i \mid D) = \frac{W\_i}{\sum\_{j=1}^{n} W\_j}P(Hi​∣D)=∑j=1n​Wj​Wi​​

该后验概率反映在当前施工条件下，下层风险因素 HiH\_iHi​ 对上层风险事件 DDD 的相对贡献度。

以“刀盘异常磨损”为目标节点，其下层因素为“推进速度过快”、“注浆量不足”、“土压波动剧烈”。当前观测数据显示：

推进速度 = 42 mm/min，模糊隶属度 L1=0.6L\_1 = 0.6L1​=0.6；

注浆量波动较小，L2=0.2L\_2 = 0.2L2​=0.2；

土压变化频繁，L3=0.7L\_3 = 0.7L3​=0.7。

假设知识图谱中这三个节点的先验概率分别为 0.5、0.3、0.2，则计算非归一化权重：

W1=0.5×0.6=0.30W2=0.3×0.2=0.06W3=0.2×0.7=0.14\begin{aligned} W\_1 &= 0.5 \times 0.6 = 0.30 \\ W\_2 &= 0.3 \times 0.2 = 0.06 \\ W\_3 &= 0.2 \times 0.7 = 0.14 \\ \end{aligned}W1​W2​W3​​=0.5×0.6=0.30=0.3×0.2=0.06=0.2×0.7=0.14​

归一化得：

P(H1∣D)=0.300.30+0.06+0.14=0.6P(H2∣D)=0.12P(H3∣D)=0.28\begin{aligned} P(H\_1 \mid D) &= \frac{0.30}{0.30+0.06+0.14} = 0.6 \\ P(H\_2 \mid D) &= 0.12 \\ P(H\_3 \mid D) &= 0.28 \\ \end{aligned}P(H1​∣D)P(H2​∣D)P(H3​∣D)​=0.30+0.06+0.140.30​=0.6=0.12=0.28​

结果表明，“推进速度过快”在当前情况下是最可能导致“刀盘异常磨损”的因素。

4 **系统实现与实验分析​**​  
4.1 知识图谱构建效果

4.2 风险溯源对比实验  
4.3 WH隧道工程验证