

基于 RDF 与概率推理的不确定性知识表示算法

董富江, 张文学

(宁夏医科大学 医学信息与工程学院, 银川 750004)

摘要: 针对不确定性知识具有模糊性、随机性或不完整性, 很难用单一方式准确表示和处理的问题, 提出一种基于资源描述框架(RDF)与概率推理的不确定性知识表示算法. 首先, 采用 RDF 图描述不确定性知识数据样本, 构建不确定性知识元语句及其层次关系, 进而得到不确定性知识 RDF 图模式与标准语句模式; 其次, 用模糊 Petri 网表示不确定性知识, 定义模糊 Petri 网八元组, 采用概率软逻辑推理方式构建模糊推理规则, 并对逻辑推理规则进行约束; 最后, 通过特定算子推理, 在库可信度数值稳定时输出不确定性知识表示结果. 实验结果表明: 该方法构建的标准语句语义丰富度数值均高于 0.8; 在逻辑规则增加至 220 个时, 出现逻辑矛盾的次数仅为 3, 概率为 1.36%; 不同不确定性知识表示的确定度均高于 0.9, 表明算法在表示不确定性知识时精确性高, 能有效捕捉并描述知识内部变量的逻辑关系.

关键词: 资源描述框架图; 概率软推理; 不确定性; 知识表示; 模糊 Petri 网

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5489(2026)03-0627-07

Uncertainty Knowledge Representation Algorithm Based on RDF and Probabilistic Reasoning

DONG Fujiang, ZHANG Wenxue

(School of Medical Information and Engineering, Ningxia Medical University, Yinchuan 750004, China)

Abstract: Aiming at the problem that it was difficult to accurately represent and process uncertain knowledge in a single way due to its ambiguity, randomness or incompleteness, we proposed an uncertainty knowledge representation algorithm based on resource description framework (RDF) and probabilistic reasoning. Firstly, RDF graph was used to describe uncertain knowledge data samples, and uncertain knowledge meta statements and their hierarchical relationships were constructed to obtain uncertain knowledge RDF graph patterns and standard statement patterns. Secondly, fuzzy Petri nets were used to represent uncertain knowledge and define fuzzy Petri net octets. The probabilistic soft logic reasoning was used to construct fuzzy inference rules and constrain the logical inference rules. Finally, through specific operator inference, we output uncertain knowledge representation results when the library credibility value was stable. The experimental results show that the semantic richness values of the standard sentences constructed by proposed method are all higher than 0.8. When the number of logical rules increases to 220, there are only 3 occurrences of logical contradictions, with a probability of 1.36%. The certainty of different uncertain knowledge

收稿日期: 2025-01-26.

第一作者简介: 董富江(1981—), 男, 汉族, 硕士, 讲师, 从事医学信息处理的研究, E-mail: 19279575370@163.com. **通信作者简介:** 张文学(1981—), 男, 汉族, 博士, 教授, 从事医学信息处理的研究, E-mail: 20100042@nxmu.edu.cn.

基金项目: 宁夏自然科学基金(批准号: 2024AAC03214).

representations is all above 0.9, indicating that the algorithm has high accuracy in representing uncertain knowledge and can effectively capture and describe the logical relationships of variables within the knowledge.

Keywords: resource description framework graph; probabilistic soft reasoning; uncertainty; knowledge representation; fuzzy Petri net

不确定性知识表示算法在人工智能和知识表示领域具有重要地位. 该领域的研究主要聚焦于如何有效地表示和处理那些无法被精确描述或具有多种可能解释的知识^[1-2], 这类知识通常包含模糊性、随机性或不完整性, 使传统的确定性表示方法难以适用. 在实际应用中, 大多数问题都是复杂且多变的, 确定性的表示方法通常无法准确捕捉这些复杂性, 因此, 不确定性知识的表示尤为重要^[3].

目前, 不确定性知识表示方法已取得了许多研究成果, 如谭开成等^[4]提出了 Petri 网的不确定性联合推理方法, 该方法通过对时间函数进行视觉模糊定义后, 生成直觉模糊时序逻辑, 在模糊逻辑基础上, 通过 Petri 网对不确定知识进行线性逻辑推理, 得到不确定性知识表示结果. 但直觉模糊时序逻辑的生成依赖于对时间函数的视觉模糊定义, 这种模糊定义本身有一定的主观性和局限性, 不同专家或用户可能对同一时间函数有不同的模糊理解, 导致生成的直觉模糊时序逻辑存在差异, 这种差异会进一步影响后续的不确定性知识表示结果. 徐遥等^[5]研究了非确定性知识图谱嵌入模型, 该方法先构建非确定性知识图谱嵌入模型, 在该模型使用 Monte-Carlo 算法计算模型输出的不确定度, 并针对非确定性知识的实体关系, 采用独立 Beta 分布方式对非确定性知识图谱嵌入模型进行训练, 输出非确定性知识图谱表示结果. 虽然 Beta 分布是一种常用的概率分布, 用于表示不确定性和置信度等概念, 但在非确定性知识图谱嵌入模型中, 其表示能力可能受限. 李健京等^[6]研究了不确定性知识图谱的多关系近似推理模型, 该方法构建不确定知识图谱嵌入的多关系近似推理模型, 在该模型内利用卷积神经网络提取不确定性关系中的交互信息, 在该交互信息熵对不确定性关系的置信度进行学习, 根据置信度对不确定性知识进行推理表示. 置信度的计算涉及多个因素, 包括图谱的质量、三元组的语义关系等. 当前的计算方法可能无法全面准确地反映这些因素对置信度的影响, 从而导致置信度计算不十分准确, 进而影响模型对不确定性知识的推理表示.

在上述方法的基础上, 本文提出一种基于资源描述框架(resource description framework, RDF)与概率推理的不确定性知识表示算法. 通过 RDF 图描述不确定性知识数据样本, 利用其有向图结构清晰展示知识的主题、属性和关系, 再结合概率推理处理知识中的随机性和模糊性, 为解决这类复杂知识表示问题提供了全新的思路. 实验结果表明, 该方法构建的标准语句语义丰富度数值均高于 0.8, 不同不确定性知识表示的确定度均高于 0.9, 算法能精确地表示不确定性知识, 有效捕捉并描述知识内部变量的逻辑关系, 为后续的知识推理和应用提供了高质量基础.

1 不确定性知识表示算法设计

1.1 基于 RDF 的不确定性知识表示语句标准模式生成

在无法被精确描述或具有多种可能解释的知识数据中, 不同数据具有模糊性、随机性等特点^[7-8], 为使不确定性知识数据样本更具表达性, 使用 RDF 图的形式描述不确定性知识数据样本, 生成不确定性知识语句标准模式. 在技术领域, RDF 是一种用于描述网络资源的框架, 允许使用 Web 标识符(如 URIs)描述资源及其关系, 是语义网的核心技术之一.

RDF 按(subjece,property,object)三元组方式表达事实, 其中 subjece 和 property 分别表示不确定性知识的主题和属性, object 表示不确定性知识的 URI 或文本. 每个三元组称为一个语句. RDF 根据不确定性知识的主题、属性等以带标记的有向图描述不确定性数据关系, 在有向图内顶点为不确定性知识的主题或属性, 图的弧由不确定性知识的 URI 或文本组成, 为更标准化描述不确定性知识, 增加特殊约束顶点^[9], 特殊约束顶点指定了不确定性知识的类型, 则不确定性知识 RDF 图的四元组 G 表达式为

$$G = (V^G, E^G, \lambda^G, \varphi^G), \quad (1)$$

其中: V^G 和 E^G 分别表示不确定性知识 RDF 图的顶点和弧集合; λ^G 表示顶点集合到标识集合的映射关系集合, 每个顶点的标识均有唯一性; φ^G 表示每个弧集合到标识集合的映射, 即每个弧也均对应唯一的标识。

令 e_i 表示不确定性知识 RDF 图内第 i 个弧, 该弧的起点用 $S(e_i)$ 表示, 终点用 $E(e_i)$ 表示, 则在不确定性知识 RDF 图内顶点 v_i 所属的类集合表达式为

$$\text{types}(v_i) = \{\lambda^G(v_i) \mid \exists E^G: S(e_i)G = v_i \wedge E(e_i), \quad (2)$$

其中 $\text{types}(v_i)$ 表示顶点 v_i 所属的类集合, $\exists E^G$ 表示至少存在一条弧。

在不确定性知识 RDF 图内顶点所属类集合的基础上, 构建不确定性知识元语句, 该元语句由三元组 (subjectclass, property, objectclass) 组成, 其中 subjectclass 表示不确定性知识给定的类, property 表示允许有哪些属性, objectclass 表示不确定性知识属性值分别属于哪个类。不确定性知识不同元语句之间会存在层次关系^[10-11], 令 $Z_1(sc_1, p_1, oc_1), Z_2(sc_2, p_2, oc_2)$ 表示两个不确定性知识元语句, 其中 sc, p, oc 分别表示类、属性和属性类。若该两个元语句满足以下关系:

$$\begin{aligned} (sc_1 \text{ rdfs: subclass of } sc_2)v_i \wedge (p_1 \text{ rdfs: subProperty of } p_2)v_i \wedge \\ (oc_1 \text{ rdfs: subclass of } oc_2)v_i, \end{aligned} \quad (3)$$

则将元语句 Z_2 作为 Z_1 的父代, 将其标记为 $Z_1 \subseteq Z_2$, 其表达的是如果不确定性知识某个语句满足 Z_1 的类型约束, 其也满足 Z_2 的类型约束。

通过式(3)获得不确定性知识元语句关系后, 构建不确定性知识 RDF 图模式, 其表达式为

$$\hat{G} = (\text{subject}, \text{object}, \text{meta-statement}, [\text{filter}(\text{object})])sc \cdot p \cdot oc, \quad (4)$$

其中 $\hat{G}$ 表示不确定性知识 RDF 图模式, meta-statement 为不确定性知识元语句集合, $[\text{filter}(\text{object})]$ 表示属性过滤函数集合。通过式(4)得到不确定性知识标准语句模式, 使用该标准语句模式描述不确定性知识的属性、关系、边等元素。

1.2 基于概率推理与模糊 Petri 网的不确定性知识表示

通过式(3)对不确定性知识元语句之间层次关系的定义, 清晰构建了不确定性知识的 RDF 图结构关系, 从而为不确定性知识表示提供了清晰的逻辑结构。在模糊 Petri 网根据概率推理规则对不确定性知识进行推理时, 这些知识结构关系有助于确定推理的路径和方向, 使推理能基于已有的知识结构进行, 从而提高推理的准确性和有效性。

模糊 Petri 网(fuzzy Petri net, FPN)是一个有向二分模糊图, 通过引入模糊逻辑能表示和处理那些不精确或不完全确定的知识^[12]。根据上述不确定性知识 RDF 图, 使用模糊 Petri 网对不确定性知识进行表示, 其实现过程如下。

在一般 Petri 网理论下, 定义模糊 Petri 网八元组, 其表达式为

$$\text{FPN} = \hat{G}\{P, T, I, \mathbf{O}, D, \mathbf{U}, \mathbf{\kappa}, \mathbf{\lambda}\}, \quad (5)$$

其中 FPN 表示模糊 Petri 网八元组, P 表示不确定性知识的有限库所集合, T 表示有限变迁集合, $I = \{\hat{G}_1, \hat{G}_2, \dots, \hat{G}_n\}$ 表示输入的不确定性知识标准语句集合, $\mathbf{U}$ 表示不确定知识变迁置信度矩阵, $\mathbf{O}$ 表示模糊 Petri 网的输出矩阵, D 表示不确定性有限命题集合, $\mathbf{\kappa}$ 和 $\mathbf{\lambda}$ 分别表示不确定性知识有限库可信度和变迁规则对应的阈值。

模糊 Petri 网在对不确定性知识进行表示时, 其根据模糊推理规则对不确定知识的元语句进行推理^[13], 这里使用概率软逻辑推理方式构建模糊 Petri 网的模糊推理规则。令 x, y, z 表示不确定性知识原子变量, 则其带有权重的 if-then 一阶逻辑规则可定义为

$$\forall x, y, z. \Theta(x, y) \wedge \text{votesFor}(y, z) \rightarrow \text{votesFor}(x, z) \text{FPN} | 0.3, \quad (6)$$

$$\forall x, y, z. \hat{\Theta}(x, y) \wedge \text{votesFor}(y, z) \rightarrow \text{votesFor}(x, z) \text{FPN} | 0.8, \quad (7)$$

其中 $\Theta(x, y)$ 表示间接关系的不确定性知识变量推理, $\hat{\Theta}(x, y)$ 表示直接关系的不确定性知识变量, votesFor 表示概率推理函数, $\wedge$ 表示合取逻辑运算。

由式(6)和式(7)可知, 直接关系不确定性知识变量推理的概率高于间接关系不确定知识变量推理

概率. 在不确定性知识内, 根据谓词相似性也会生成概率推理规则, 其表达式为

$$\forall x \text{ similarity}(\eta_1, \eta_2)y, z \wedge \eta_1(x) \rightarrow \eta_2(x), \tag{8}$$

其中 $\text{similarity}(\cdot)$ 表示相似性函数, η_1, η_2 表示两个不确定性知识元语句的谓词, $\eta_1(x) \rightarrow \eta_2(x)$ 表示根据不确定性知识原子变量 x 的两个谓词进行推理.

在概率软推理过程中, 其闭原子 a 概率取值区间为 $0 \sim 1$, 且为连续值^[14-15], 将不确定性知识概率软推理时的闭原子推理概率标记为 $Q(c)$, 闭逻辑规则 r 的成立概率标记为 $Q(r)$, 通过合取、析取和否定作为逻辑概率推理连接词, 则不确定性知识概率软推理的推理逻辑可表示为

$$\begin{cases} Q(c_1 \wedge c_2) = \max\{0, Q(c_1) + Q(c_2)x - 1\}, \\ Q(c_1 \vee c_2) = \min\{Q(c_1) + Q(c_2)x, 1\}, \\ Q(\neg c_1) = 1 - Q(c_1)x, \end{cases} \tag{9}$$

其中 $\vee$ 和 $\neg$ 分别表示析取和否定逻辑运算, a_1 和 a_2 表示两个不确定性知识闭原子的概率值.

将式(9)过程简化处理, 令 r_{head} 和 r_{body} 分别表示逻辑规则 r 的头部和身体, 其共同组成完整的逻辑规则 r , 则式(9)可等价表示为 $r_{\text{body}} \rightarrow r_{\text{head}}$, 当 $Q(r_{\text{body}}) \leq Q(r_{\text{head}})$ 时, 表明当前逻辑规则 r 被满足, 即 $Q(r) = 1$; 当 $Q(r_{\text{body}}) > Q(r_{\text{head}})$ 时, 则需通过距离满意度计算当前逻辑推理规则被满足的概率 $d(r)$:

$$d(r) = \max\{0, Q(r_{\text{body}}) - Q(r_{\text{head}})\}. \tag{10}$$

利用式(8)获得不确定性知识表示的概率逻辑推理规则后, 结合式(9)和式(10)的逻辑推理概率对逻辑推理规则进行约束, 模糊 Petri 网再根据概率推理规则, 利用加法算子、直乘算子和 neg 算子对不确定性知识进行推理, 其表达式为

$$\mathbf{\kappa}^{h+1} = \mathbf{\kappa}^h \oplus \{(O \times U) \otimes [\text{neg}(I^T \otimes \text{neg } \mathbf{\kappa}^h)]d(r)\}, \tag{11}$$

其中 $\oplus, \otimes, \text{neg}$ 分别表示加法算子、直乘算子和 neg 算子, h 表示推理步数.

在当前推理步数下, 若不确定性知识有限库可信度数值不再发生变化时, 则输出当前不确定性知识库对应的命题, 得到不确定性知识表示结果.

2 实验及结果分析

2.1 实验环境

以某化工厂塔式压力容器实时运行不确定性知识作为实验对象, 运行参数如下: 设计压力为 0.6 MPa, 工作压力为 0.4 MPa, 容积为 50 m³, 材质为 304 不锈钢, 设计温度为 200 ℃, 外形尺寸为高度 10 m、直径 3 m, 连接方式为法兰连接, 安全防护措施为安全阀开启压力 0.65 MPa、爆破片爆破压力 0.7 MPa、配置温度传感器和压力传感器.

该塔式压力容器是一种垂直圆柱形结构, 用于蒸馏、吸收、萃取等化工过程, 通常由多个截面相同的筒体组成, 中间穿插分区板和填料. 该塔式压力容器运行过程中不确定性知识包括压力、温度、流量、液位和内部应力, 上述参数的不确定性为该塔式压力容器运行安全带来一定风险, 使用本文算法对该塔式压力容器运行不确定性参数知识进行表示, 为该化工厂提供不确定性知识表示途径.

2.2 实验指标

采用语义丰富度(semantic richness, SR)衡量描述不确定性知识实体关系和属性的程度. 使用本文算法结合 RDF 算法构建的标准语句, 从语句包含的实体数量、关系数量以及属性数量等方面综合衡量语义丰富度, 表达式为

$$SR = \frac{1}{|S|} \sum_{s \in S} \alpha \cdot |E(s)| + \beta \cdot |R(s)| + \gamma \cdot |A(s)|, \tag{12}$$

其中 α, β, γ 表示权重系数, $E(s)$ 表示语句 s 中包含的不同实体的集合, $R(s)$ 表示语句 s 中描述的实体之间的关系集合, $A(s)$ 表示语句 s 中涉及的实体属性集合.

假设有 m 个不同的时间点以及 k 种不确定性知识类型, 则不确定性知识表示的确定度(certainty degree of uncertain knowledge representation, CDU)可表示为:

$$CDU = \frac{1}{mk} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^k D(u_{ij}), \tag{13}$$

其中 u_{ij} 表示第 i 个时间点对第 j 种不确定性知识的表示.

2.3 实验结果分析

语义丰富度是描述不确定性知识实体关系和属性的指标之一, 下面利用本文算法使用 RDF 算法构建塔式压力容器不确定性知识的标准语句, 以 17 组不确定性知识标准语句作为实验对象, 计算其语义丰富度, 分析本文算法获得不确定性知识标准语句能力, 测试结果如图 1 所示. 由图 1 可见, 本文方法在构建不确定性知识标准语句方面具有显著优势. 每个通过该方法构建的标准语句, 其语义丰富度数值均高于 0.8, 体现了该方法在提升语句语义丰富度方面的有效性. 高语义丰富度的标准语句不仅能准确描述不确定性知识中实体之间的复杂关系和属性, 还能更深入地解释不确定性知识的本质, 为后续的不确定性知识表示和推理提供了数据基础和理论支撑.

本文算法在对不确定性知识表示的过程中, 用概率推理方式获得不确定性知识表示的逻辑规则. 下面以本文生成的若干逻辑规则作为实验对象, 测试逻辑规则在推理过程中出现的逻辑矛盾数量, 分析本文算法对不确定性知识的概率推理性能, 测试结果列于表 1.

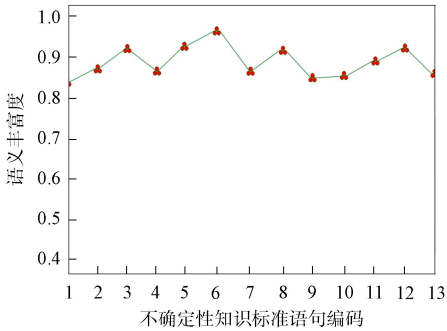


图 1 不确定性知识标准语句语义丰富度
Fig. 1 Semantic richness of standard sentences for uncertain knowledge

表 1 逻辑规则推理时的逻辑矛盾数量

Table 1	Number of logical contradictions during logical rule reasoning										
逻辑规则数/个	20	40	60	80	100	120	140	160	180	200	220
逻辑矛盾数/个	0	0	0	0	0	0	1	1	3	3	3

由表 1 可见, 本文方法在用概率推理获取逻辑推理规则时, 展现了高度的准确性和合理性. 在逻辑规则数量达到 120 个前, 不确定性知识表示推理过程中并未出现任何逻辑矛盾, 表明了该方法在初步构建逻辑框架时的稳健性. 当逻辑规则数量增加至 220 个时, 虽然出现了逻辑矛盾, 但次数仅为 3, 出现逻辑矛盾的概率极低, 仅为 1.36%. 实验结果证明了本文算法在处理大量逻辑规则时, 仍能保持较高的逻辑一致性和准确性.

以该塔式压力容器实时运行温度为基础数据, 用本文算法对该塔式压力容器的不确定性知识中的温度异常概率进行表示, 结果如图 2 所示. 由图 2 可见, 本文方法能高效根据塔式压力容器的实时运行温度, 对其潜在的温度异常概率进行精确表征. 这种对不确定性知识的表示方式为用户提供了直观且有价值的信息. 例如, 在运行至 100 min 时, 塔式压力容器的温度异常概率急剧上升, 达到约 15%, 这一显著变化被及时捕捉并呈现给用户. 基于这样的不确定性知识表示结果, 用户可迅速作出反应, 对塔式压力容器进行必要的维护和调整, 从而有效降低其温度异常概率, 确保设备安全稳定运行. 实验结果表明, 本文算法不仅具有强大的不确定性知识表示能力, 还能揭示其内在规律和发展趋势, 实际应用效果较好.

下面以不确定性知识表示的确定度作为衡量指标, 验证本文算法在不同时间对塔式压力容器的压力、温度、流量、液位和内部应力不确定性知识表示的确定度, 测试结果如图 3 所示. 由图 3 可见, 在利用本文算法对塔式压力容器中的压力、温度、流量、液位以及内部应力等不确定性知识进行表示时, 展现了卓越的性能. 不同不确定性知识表示的确定度数值均高于 0.9 这一高水平阈值. 实验结果表明, 本文方法在表示不确定性知识方面有高度的精确性, 能有效捕捉并准确描述这些不确定性知识内部变量之间的逻辑关系.

以该塔式压力容器运行温度作为衡量指标, 使用本文算法对其未来不确定知识中温度进行表示, 将表示值和实际值作对比分析, 进一步验证本文算法对不确定性知识表示能力, 测试结果列于表 2. 由表 2 可见, 本文方法能有效在不同时间节点对塔式压力容器的不确定性知识中的温度进行表示.

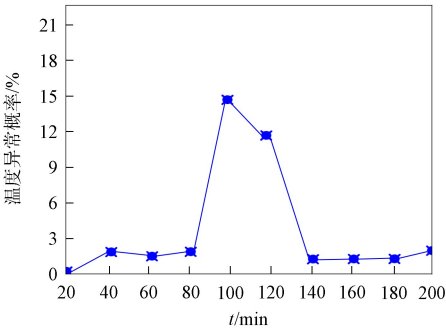


图 2 不确定性知识中温度异常概率表示结果

Fig. 2 Results represented by temperature anomaly rate in uncertain knowledge

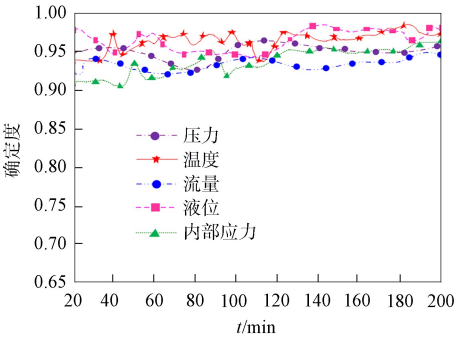


图 3 不同不确定性知识表示的确定度与时间的关系曲线

Fig. 3 Relationship curves between certainty of different uncertainty knowledge representations and time

表示数值与塔式压力容器实际运行温度之间的偏差范围控制在 $-0.4\sim 0.3\text{ }^{\circ}\text{C}$ 间,偏差范围相对较小,充分说明了本文算法在温度表示方面的准确性.此外,这种较小的偏差也表明了本文算法在实际应用中的强大实用性.因此,本文算法在处理塔式压力容器不确定性知识中的温度问题时不仅具有较高的精确度,且具有较强的实际应用价值.

表 2 不确定知识中温度表示结果

Table 2 Temperature representation results in uncertain knowledge

时间节点	表示值	实际值	偏差	时间节点	表示值	实际值	偏差
13:05:00	282.4	282.5	0.1	13:30:00	289.4	289.5	0.1
13:10:00	261.4	261.2	-0.2	13:35:00	283.3	283.4	0.1
13:15:00	245.9	246.2	0.3	13:40:00	291.7	291.3	-0.4
13:20:00	303.8	303.6	-0.2	13:45:00	290.4	290.3	-0.1
13:25:00	291.5	291.5	0	13:50:00	285.9	285.7	-0.2

综上所述,针对不确定性知识具有模糊性、随机性或不完整性,很难用单一方式准确表示和处理的问题,本文提出了一种基于 RDF 与概率推理的不确定性知识表示算法.通过结合 RDF 的语义清晰性和结构化表达能力,以及概率推理在处理不确定性方面的优势,该算法能准确、高效地表示和推理不确定性知识.实验结果表明:本文方法构建的标准语句语义丰富度数值均高于 0.8;当逻辑规则增加至 220 个时,出现逻辑矛盾的次数仅为 3,概率为 1.36%;不同不确定性知识表示的确定度均高于 0.9,不仅提高了知识表示的精度和灵活性,还增强了系统对不确定性信息的理解和应对能力.该算法能为多个领域的智能化决策和风险管理提供有力支持.

参 考 文 献

[1] 陈冠恒,郭子瑜,梅广旭,等.一种针对关系不确定性的贝叶斯异质图神经网络[J].计算机学报,2023,46(3): 552-567. (CHEN G H, GUO Z Y, MEI G X, et al. A Bayesian Heterogeneous Graph Neural Network for Relational Uncertainty [J]. Chinese Journal of Computers, 2023, 46(3): 552-567.)

[2] 王帆,韩忠义,尹义龙.伪标签不确定性估计的源域无关鲁棒域自适应[J].软件学报,2022,33(4): 1183-1199. (WANG F, HAN Z Y, YIN Y L. Source Free Robust Domain Adaptation Based on Pseudo Label Uncertainty Estimation [J]. Journal of Software, 2022, 33(4): 1183-1199.)

[3] 姚建军,李剑宇,岳昆,等.基于概率推理的知识图谱链接预测方法[J].计算机集成制造系统,2023,29(10): 3483-3495. (YAO J J, LI J Y, YUE K, et al. Approach for Link Prediction of Knowledge Graph Based on Probabilistic Inferences [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023, 29(10): 3483-3495.)

[4] 谭开成,罗继亮,林鑫杰,等.基于知识 Petri 网的确定性和不确定性联合推理[J].控制理论与应用,2023,40(3): 531-539. (TAN K C, LUO J L, LIN X J, et al. Certainty and Uncertainty Joint Reasoning Based on Knowledge Petri Nets [J]. Control Theory & Applications, 2023, 40(3): 531-539.)

[5] 徐遥,何世柱,刘康,等.基于 Beta 分布和半监督学习的非确定性知识图谱嵌入模型[J].中文信息学报,2022,

36(10): 54-62. (XU Y, HE S Z, LIU K, et al. Uncertain Knowledge Graph Embedding by Beta Distribution and Semi-supervised Learning [J]. Journal of Chinese Information Processing, 2022, 36(10): 54-62.)

[6] 李健京, 李贵峰, 秦飞舟, 等. 基于不确定知识图谱嵌入的多关系近似推理模型 [J]. 计算机应用, 2024, 44(6): 1751-1759. (LI J J, LI G F, QIN F Z, et al. Multi-relation Approximate Reasoning Model Based on Uncertain Knowledge Graph Embedding [J]. Journal of Computer Applications, 2024, 44(6): 1751-1759.)

[7] 王翔. 基于滑动窗口的流式 RDF 数据的模式匹配方法 [J]. 计算机工程与设计, 2024, 45(5): 1458-1464. (WANG X. Pattern Matching for Streaming RDF Graph over Sliding Windows [J]. Computer Engineering and Design, 2024, 45(5): 1458-1464.)

[8] 冯辉, 何伊竞, 徐海祥, 等. 基于模糊推理的 STPF-AIMM 水面目标跟踪算法 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2023, 51(8): 109-114. (FENG H, HE Y J, XU H X, et al. Water Surface Target Tracking Algorithm Based on Fuzzy Inference STPF-AIMM [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2023, 51(8): 109-114.)

[9] 李彦柯, 祁志卫, 李剑宇, 等. 知识图谱引导的贝叶斯网概率推理 [J]. 小型微型计算机系统, 2022, 43(6): 1272-1277. (LI Y K, QI Z W, LI J Y, et al. Knowledge Graph Induced Probabilistic Inference of Bayesian Network [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2022, 43(6): 1272-1277.)

[10] 曾繁慧, 胡光闪, 孙慧, 等. 因素空间理论下的因果概率推理分类算法研究 [J]. 智能系统学报, 2024, 19(4): 1042-1051. (ZENG F H, HU G S, SUN H, et al. A Causal Probabilistic Inference Classification Algorithm Based on Factor Space Theory [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2024, 19(4): 1042-1051.)

[11] 李雷, 徐浩, 吴素萍. 基于 DDPG 的三维重建模糊概率点推理 [J]. 自动化学报, 2022, 48(4): 1105-1118. (LI L, XU H, WU S P. Fuzzy Probability Points Reasoning for 3D Reconstruction via Deep Deterministic Policy Gradient [J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(4): 1105-1118.)

[12] 张莉丽, 王睿伯, 王晓东, 等. 自治故障管理系统推理规则的智能学习技术 [J]. 计算机工程与科学, 2023, 45(5): 772-781. (ZHANG L L, WANG R B, WANG X D, et al. Inference Rule Learning in Autonomous Fault Management Systems [J]. Computer Engineering & Science, 2023, 45(5): 772-781.)

[13] 汤宇轩, 申彦明, 齐恒, 等. 基于同构查询校准的知识图谱复杂逻辑推理 [J]. 中文信息学报, 2024, 38(9): 24-35. (TANG Y X, SHEN Y M, QI H, et al. Complex Logical Reasoning in Knowledge Graph with Homogeneous Query Revisor [J]. Journal of Chinese Information Processing, 2024, 38(9): 24-35.)

[14] 罗敏霞, 徐东辉. 区间值模糊推理的逻辑度量空间 [J]. 智能系统学报, 2023, 18(3): 613-618. (LUO M X, XU D H. Logical Metric Spaces for Interval-Valued Fuzzy Reasoning [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2023, 18(3): 613-618.)

[15] 吴立波, 黄玉芳. 基于 DNA 链置换的逻辑推理问题研究 [J]. 计算机科学, 2022, 49(1): 259-263. (WU L B, HUANG Y F. Logical Reasoning Based on DNA Strand Displacement [J]. Computer Science, 2022, 49(1): 259-263.)

(责任编辑: 韩 啸)