第 43 卷 第 11A 期
2016 年 11 月

计 算 机 科 学
Computer Science

Vol. 43 No. 11A
Nov 2016

面向不确定性知识表示的描述逻辑 SROIQ(D)不确定性扩展

陈 晖 马亚平

(国防大学公共平台中心 北京 100091)

摘 要 为增强描述逻辑对不确定性知识的表示能力,提出了一种对描述逻辑 SROIQ(D)进行不确定性扩展的方法。该方法基于不确定性理论和描述逻辑 SROIQ(D),针对知识表示中大量存在的模糊性、粗糙性和随机性知识,首先给出了模糊粗糙概念条件概率的计算方法,并以此为基础对 SROIQ(D)进行了不确定性扩展;然后基于模糊粗糙逻辑和概率逻辑分别给出了扩展后的语法、语义和推理任务,使不确定性 SROIQ(D)描述逻辑具备同时处理 3 类不确定性知识的能力。

关键词 不确定性,知识表示,描述逻辑,不确定性 SROIQ(D)

中图法分类号 TP18 **文献标识码** A

Uncertain Extension of Description Logic SROIQ(D) for Uncertain Knowledge Representation

CHEN Hui MA Ya-ping

(Public Platform Center, National Defense University, Beijing 100091, China)

Abstract To enhance ability for knowledge representation of description logic, an uncertain expansion of description logic SROIQ(D) was proposed in this paper based on the uncertainty theories and description logic SROIQ(D). Aimed at widely existed fuzziness knowledge, roughness knowledge and randomness knowledge in knowledge representation, the formulas of conditional probability of fuzzy rough concepts are defined, which is the basis of the uncertain expansion of description logic SROIQ(D). Then, based on fuzzy rough logic and probability logic, the syntax, semantics and reasoning task of extended description logic SROIQ(D) are presented respectively. The extended description logic SROIQ(D) possesses the ability of handling the three types of uncertainty.

Keywords Uncertainty, Knowledge representation, Description logic, Uncertain extension of SROIQ(D)

1 引言

本体作为一种知识表示的形式,已经广泛应用于信息检索、医疗诊断、农业等领域。本体通过概念和关系来组织领域知识,提供关于领域知识的形式化表示。目前的本体描述语言为 OWL2[1],其为第一代本体描述语言 OWL(Web Ontology Language)的后续版本,并进行了一定的扩展。无论是那个版本的本体描述语言,均以描述逻辑为逻辑基础,其中 OWL2 以描述逻辑 SROIQ(D)[2]为逻辑基础。

传统的本体描述语言不适用于处理不确定性知识,但在实际的应用过程中,各领域充斥着各种不确定性知识,知识的不确定性主要体现在 3 个方面[3,4]:随机性、模糊性和粗糙性。本体知识表示领域面临大量的不确定性问题[5],为了更好地表示领域不确定性知识,需要对传统描述逻辑进行不确定性的扩展。目前已有相当一部分文献对描述逻辑的不确定性扩展进行了研究,这些扩展方法主要包括:针对随机不确定性的概率描述逻辑[6]、针对模糊不确定性的模糊描述逻辑[7]、针对粗糙不确定性的粗糙描述逻辑[8],以及同时考虑两类不确定性的模糊粗糙描述逻辑[9]和直觉模糊粗糙描述逻辑[10]。文献[6]对描述逻辑 SHIF(D)和 SHOIN(D)进行了概率扩展,以更好地表示概率知识。文献[7]对描述逻辑 SROIQ 进行了模糊扩展,并给出了相应的可满足推理算法。文献[8]基于粗糙集语义对标准描述逻辑 ALC 进行了粗糙扩展,以提高描述逻辑对不精确概念的描述能力。文献[9]基于模糊粗糙集理论,对描述逻辑 SROIQ(D)进行了模糊粗糙扩展,使其能同时兼顾知识表示中的模糊性和粗糙性。文献[10]基于直觉模糊粗糙集理论,对描述逻辑 SROIQ(D)进行了直觉模糊粗糙扩展。事实上,在实际的应用过程中,领域知识的随机性、模糊性、粗糙性可能同时存在,将 3 种不确定性进行综合集成,并对描述逻辑进行相应的扩展,将增强描述逻辑对知识的表示能力,这也正是本文研究的目的。下面将基于相应的不确定性理论,对描述逻辑 SROIQ(D)进行不确定性扩展,使其能够同时处理知识中的随机性、模糊性和粗糙性。

2 描述逻辑 SROIQ(D)的语法和语义

SROIQ(D)是 OWL2 的逻辑基础,也是 SROIQ(D)[11]在具体域的扩展,下面分别对 SROIQ(D)的语法和语义进行简要的介绍。

2.1 SROIQ(D)的语法

与传统描述逻辑一样,SROIQ(D)通过概念、角色、个体 3

本文受全军军事类研究生资助课题(2015JY046)资助。

陈 晖(1986-),男,博士生,主要研究方向为智能信息处理、系统工程,E-mail:chamiso@126.com;马亚平(1957-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为系统仿真、作战模拟系统体系结构。

类元素对知识进行描述。其中，抽象个体为抽象域的元素，具体个体则为具体域的元素，抽象角色用于描述两个抽象个体之间的关系，具体角色用于描述一个抽象个体与一个具体个体之间的关系。具体域 D 可由一个二元组$\langle \Delta_D, \Phi_D \rangle$表示，其中，$\Delta_D$为具体论域，$\Phi_D$为领域 n 元谓词 d 的集合，且满足$d_D \subseteq (\Delta_D)^n$，$(\Delta_D)^n$ 表示 Δ_D上的 n 元关系。

在描述逻辑中，复杂概念和角色可由各种概念和角色构造器构造，下面给出 SROIQ(D)的语义规则：

$C, D \to A \mid \top \mid \bot \mid C \sqcap D \mid C \sqcup D \mid \neg C \mid \forall R.C \mid \exists R.C \mid \forall T.d \mid \exists T.d \mid \{a\} \mid \geqslant mS.C \mid \leqslant nS.C \mid \geqslant mT.d \mid \leqslant nT.d \mid \exists S.self \mid R_A \mid R^{-1} \mid R_U$

其中，C 和 D 为概念，A 为原子概念，$\top$为顶概念，$\bot$为底概念，R 为角色，T 为具体角色，m 和 n 为自然数，a 为抽象个体，S 为简单角色，$\geqslant mS.C$ 和$\leqslant nS.C$ 为定性数量限定，$\geqslant mT.d$ 和$\leqslant nT.d$ 为具体域定性数量限定，R_A 为原子抽象角色，R^{-1}为逆角色(仅针对抽象角色)，R_U 为全称角色，且有 $R \to \mid R_A \mid T \mid R^{-1} \mid R_U$。

一个知识库包含两个部分：一是与应用领域相关的通用性知识，包括一个术语集 TBox(表示为 T)和角色集 RBox(表示为 R)；二是与具体应用相关的具体知识，是关于个体描述的断言集 ABox(表示为 A)。知识库可表示为 K= 〈A,T,R〉。其中，TBox 是概念包含公理(形如 $C \sqsubseteq D$)的有限集合。令 $w = R_1 R_2 \cdots R_n$ 表示角色链，由有限个不包含 U 的角色合成。RBox 为角色公理的有限集合：

(1)角色包含公理 $w \sqsubseteq R$ 和 $T_1 \sqsubseteq T_2$；

(2)传递角色公理 $trans(R)$；

(3)不相交角色公理 $dis(S_1, S_2)$和 $dis(T_1, T_2)$；

(4)自反角色公理 $ref(R)$；

(5)反自反角色公理 $irref(R)$；

(6)对称角色公理 $sym(R)$；

(7)非对称角色公理 $asym(R)$。

假定 a,b 表示抽象个体，v 表示具体个体。ABox 是关于个体断言的有限集合：

(1)概念断言 $a{:}C$；

(2)角色断言$(a,b){:}R$；

(3)角色的否定断言$(a,b){:}\neg R$；

(4)具体角色断言$(a,v){:}T$；

(5)具体角色的否定断言$(a,v){:}\neg T$；

(6)不相等断言 $a \neq b$；

(7)相等断言 $a=b$。

2.2 SROIQ(D)的语义

解释 I 由一个二元组$(\Delta^I, \cdot^I)$表示，其中，解释域 Δ^I 为非空集合，且与 Δ_D不相交，$\cdot^I$为解释函数，并对 SROIQ(D)中的语法规则进行如下映射：

$A^I \subseteq \Delta^I$；$\top^I = \Delta^I$；$\bot^I = \varnothing$($\varnothing$ 表示空集)；

$(C \sqcap D)^I = C^I \cap D^I$；$(C \sqcup D)^I = C^I \cup D^I$；

$(\neg C)^I = \Delta^I \backslash C^I$；

$(\forall R.C)^I = \{x \in \Delta^I \mid \forall y, (x,y) \in R^I \to y \in C^I\}$；

$(\exists R.C)^I = \{x \in \Delta^I \mid \exists y, (x,y) \in R^I \wedge y \in C^I\}$；

$(\forall T.d)^I = \{x \in \Delta^I \mid \forall v, (x,v) \in T^I \to v \in d_D\}$；

$(\exists T.d)^I = \{x \in \Delta^I \mid \exists v, (x,v) \in T^I \wedge v \in d_D\}$；

$(\exists S.\mathrm{self})^I = \{x \in \Delta^I \mid (x,x) \in S^I\}$；$\{a\}^I = \{a^I\}$；

$(\geqslant mS.C)^I = \{x \in \Delta^I \mid \#\{y \mid (x,y) \in S^I \wedge y \in C^I\} \geqslant m\}$；

$(\leqslant nS.C)^I = \{x \in \Delta^I \mid \#\{y \mid (x,y) \in S^I \wedge y \in C^I\} \leqslant n\}$；

$(\geqslant mT.d)^I = \{x \in \Delta^I \mid \#\{v \mid (x,v) \in T^I \wedge v \in d_D\} \geqslant m\}$；

$(\leqslant nT.d)^I = \{x \in \Delta^I \mid \#\{v \mid (x,v) \in T^I \wedge v \in d_D\} \leqslant n\}$；

$R_A^I \subseteq \Delta^I \times \Delta^I$；$T^I \subseteq \Delta^I \times \Delta_D$；

$(R^-)^I = \{(y,x) \in \Delta^I \times \Delta^I \mid (x,y) \in R^I\}$；$R_U^I = \Delta^I \times \Delta^I$。

此外，抽象个体 a 被映射为 Δ^I的元素 a^I，具体个体 v 被映射为 Δ_D的元素 v_D。

对于解释 I，公理和断言的可满足性可定义为：

$I \models a{:}C$ iff $a^I \in C^I$；

$I \models (a,b){:}R$ iff $(a^I, b^I) \in R^I$；

$I \models (a,b){:}\neg R$ iff $(a^I, b^I) \notin R^I$；

$I \models (a,v){:}T$ iff $(a^I, v_D) \in T^I$；

$I \models (a,v){:}\neg T$ iff $(a^I, v_D) \notin T^I$；

$I \models a=b$ iff $a^I = b^I$；

$I \models a \neq b$ iff $a^I \neq b^I$；

$I \models C \sqsubseteq D$ iff $C^I \subseteq D^I$；

$I \models R_1 R_2 \cdots R_n \sqsubseteq R$ iff $R_1^I \circ R_2^I \circ \cdots \circ R_n^I \subseteq R^I$；

$I \models T_1 \sqsubseteq T_2$ iff $T_1^I \subseteq T_2^I$；

$I \models trans(R)$ iff $\forall x, y, z \in \Delta^I$，

$(x,y) \in R^I \wedge (y,z) \in R^I \to (x,z) \in R^I$；

$I \models dis(S_1, S_2)$ iff $S_1^I \cap S_2^I = \varnothing$；

$I \models dis(T_1, T_2)$ iff $T_1^I \cap T_2^I = \varnothing$；

$I \models ref(R)$ iff $\forall x \in \Delta^I, (x,x) \in R^I$；

$I \models irref(R)$ iff $\forall x \in \Delta^I, (x,x) \notin S^I$；

$I \models sym(R)$ iff $\forall x \in \Delta^I, (x,y) \in R^I \to (y,x) \in R^I$；

$I \models asym(R)$ iff $\forall x \in \Delta^I, (x,y) \in S^I \to (y,x) \notin S^I$；

$I \models K$ iff I 满足 A,I 和 R 中的每个元素。

3 SROIQ(D)的不确定性扩展

针对知识的随机性、模糊性和粗糙性 3 类不确定性，对 SROIQ(D)进行不确定性扩展，使其具备同时表示 3 类不确定性知识的能力。

3.1 不确定性及其描述工具

在生产、生活的各个领域，人类对于客观世界的认识总是充满了不确定性，对于各类不确定性的研究已经具有较长的历史，下面对随机性、模糊性和粗糙性进行简要介绍。

(1)随机性。随机性是最早被发现并研究的不确定性之一，概率理论是描述随机性的主要数学工具，样本空间、事件、概率等概念是描述随机性的基础，而贝叶斯定理和贝叶斯网络等相关理论已成为随机不确定性知识表示与推理的主要工具[12]。

(2)模糊性。模糊性是不确定性的另一个重要方面，其产生的原因是人类在认知过程中对事物之间的界限无法进行严格的区分，因而出现“亦此亦彼”的情况。模糊集[13,14]是描述模糊性的主要数学工具，可看作是利用隶属函数对经典康托集的扩展。

(3)粗糙性。知识的不完备性是知识粗糙性的重要特点之一，由于人类知识的不完备，造成了对象之间的不可区分性。粗糙集[13,15]是处理粗糙性的有力工具，其主要思想是通过现有知识去近似地刻画粗糙对象。

3.2 对模糊粗糙集的概率扩展

根据粗糙集理论的思想，当某个概念的相关信息不完备时，可利用相关的已知信息对此不确定性概念进行近似表示。这些已知信息包括概念要素的一些实例以及要素之间的关系。对于一个不可区分关系 IR，论域 X 中一个子集 W 的下近似和上近似分别为：

$$IR\downarrow W=\{x\mid \forall y,(x,y)\in IR\rightarrow y\in W\} \tag{1}$$

$$IR\uparrow W=\{x\mid \exists y,(x,y)\in IR\wedge y\in W\} \tag{2}$$

那么，粗糙集 W 可表示为 $\langle IR\downarrow W, IR\uparrow W\rangle$。对应地，当信息不完备时，不确定性概念可由其子概念（即下近似）和超概念（即上近似）近似表示，构成不确定性概念的要素集合即为粗糙集。

将粗糙集中这种近似方式应用于模糊集中，可得到模糊粗糙集。以模糊相似关系代替不可区分关系，对于信息不完备的模糊集 $W(x)$，可由其下近似 $FR\downarrow W(x)$ 和上近似 $FR\uparrow W(x)$ 表示：

$$FR\downarrow W(x)=\inf_{y\in X}\{FR(x,y)\Rightarrow W(y)\} \tag{3}$$

$$FR\uparrow W(x)=\sup_{y\in X}\{FR(x,y)\otimes W(y)\} \tag{4}$$

其中，FR 表示模糊相似关系，$\Rightarrow$ 表示模糊蕴含算子，$\otimes$ 表示 t 模算子。

在粗糙集中，每个对象只属于某个确定的等价类。而将模糊集引入后，模糊集中的对象可能以不同的隶属度同时属于几个模糊相似类。针对这种情况，文献[16]提出了紧近似（tight approximation）和松近似（loose approximation）的概念，其中，紧近似考虑了所有的模糊相似类，而松近似仅考虑模糊相似类中最佳的类。$W(x)$ 的紧下近似、松下近似、紧上近似、松上近似分别表示为：

$$FR\downarrow\downarrow W(x)=\inf_{z\in X}\{FR(x,z)\Rightarrow\inf_{y\in X}\{FR(z,y)\Rightarrow W(y)\}\} \tag{5}$$

$$FR\uparrow\downarrow W(x)=\sup_{z\in X}\{FR(x,z)\otimes\inf_{y\in X}\{FR(z,y)\Rightarrow W(y)\}\} \tag{6}$$

$$FR\downarrow\uparrow W(x)=\inf_{z\in X}\{FR(x,z)\Rightarrow\sup_{y\in X}\{FR(z,y)\otimes W(y)\}\} \tag{7}$$

$$FR\uparrow\uparrow W(x)=\sup_{z\in X}\{FR(x,z)\otimes\sup_{y\in X}\{FR(z,y)\otimes W(y)\}\} \tag{8}$$

同样，当概念为模糊概念且信息不完备时，不确定性概念也可由其模糊子概念和模糊超概念近似表示。

在模糊粗糙概念的基础上，当概念之间存在条件概率形式的关系时，需要对模糊粗糙集进行条件概率表示的扩展。根据概率理论，对于两个随机事件 Y 和 Z，在给定 Z 的条件下，Y 发生的条件概率定义为：

$$P(Y\mid Z)=\frac{P(Y\cap Z)}{P(Z)} \tag{9}$$

对于模糊粗糙概念 $W_{FR}(x)=\langle FR\downarrow W(x), FR\uparrow W(x)\rangle$，$V_{FR}(x)=\langle FR\downarrow V(x), FR\uparrow V(x)\rangle$ 定义如下运算：

$$P(W_{FR}(x))=\{P(FR\downarrow W(x)),P(FR\uparrow W(x))\} \tag{10}$$

$$P(W_{FR}(x)\cap V_{FR}(x))=\{P(FR\downarrow W(x)\cap FR\downarrow V(x)),P(FR\downarrow W(x)\cap FR\uparrow V(x)),P(FR\uparrow W(x)\cap FR\downarrow V(x)),P(FR\uparrow W(x)\cap FR\uparrow V(x))\} \tag{11}$$

令 $PWV_1=P(FR\downarrow W(x))$，$PWV_2=P(FR\uparrow W(x))$，那么

$$P(W_{FR}(x))=\{PWV_1,PWV_2\} \tag{12}$$

类似地，将集合 $P(W_{FR}(x)\cap V_{FR}(x))$ 中的对象分别用 $PW_j(j=1,2,3,4)$ 表示，那么

$$P(W_{FR}(x)\cap V_{FR}(x))=\{PW_1,PW_2,PW_3,PW_4\} \tag{13}$$

将条件概率定义为由可能的最小概率和可能的最大概率构成的区间：

$$P(W_{FR}(x)\mid V_{FR}(x))=(\inf_{i,j}\{\frac{PWV_i}{PW_j}\},\sup_{i,j}\{\frac{PWV_i}{PW_j}\}) \tag{14}$$

对于紧近似和松近似的情况，可以采用类似的运算方法。

3.3 不确定性 SROIQ(D) 的语法

本文所提出的不确定性 SROIQ(D) 可看作是模糊粗糙 SROIQ(D) 进行了概率扩展，而模糊粗糙 SROIQ(D) 可看作是对模糊 SROIQ(D) 的粗糙扩展，模糊 SROIQ(D) 则可看作是对 SROIQ(D) 的模糊扩展。不确定性 SROIQ(D) 同样通过概念、角色、个体 3 类元素对知识进行描述。模糊具体域 D 可由一个二元组 $\langle\Delta_D,\Phi_D\rangle$ 表示，其中，Δ_D 为模糊具体论域，Φ_D 为 n 元模糊具体谓词 d 的集合，且满足 $d_D:(\Delta_D)^n\rightarrow[0,1]$。对于模糊具体谓词，模糊集理论中有一些常用的隶属函数用于表示隶属度，常见的隶属函数有梯形函数、三角函数、左肩函数、右肩函数和矩形函数[17]。不确定性 SROIQ(D) 中的复杂概念和角色由以下方式构造：

$$C,D\rightarrow A\mid\top\mid\bot\mid C\sqcap D\mid C\sqcup D\mid\neg C\mid\forall R.C\mid\exists R.C\mid\forall T.d\mid\exists T.d\mid\{\frac{\alpha}{a}\}\mid\geqslant mS.C\mid\leqslant nS.C\mid\geqslant mT.d\mid\leqslant nT.d\mid\exists S.self\mid R_A\mid R^{-1}\mid R_U\mid C\rightarrow D\mid\beta_1C_1+\cdots+\beta_mC_m\mid\mathrm{mod}(C)\mid[C\geqslant\alpha]\mid[C\leqslant\alpha]\mid[R\geqslant\alpha]\mid s_i\downarrow C\mid s_i\uparrow C\mid s_i\downarrow\downarrow C\mid s_i\uparrow\downarrow C\mid s_i\downarrow\uparrow C\mid s_i\uparrow\uparrow C\mid(\varphi\mid\psi)[l,u]$$

其中，C 和 D 为模糊概念，A 为原子模糊概念，$\top$ 为模糊顶概念，$\bot$ 为模糊底概念，R 为模糊角色，T 为具体模糊角色，m 和 n 为自然数，a 为抽象模糊个体，$\alpha\in[0,1]$，S 为简单模糊角色，$\geqslant mS.C$ 和 $\leqslant nS.C$ 为定性数量限定，$\geqslant mT.d$ 和 $\leqslant nT.d$ 为模糊具体域定性数量限定，R_A 为模糊原子抽象角色，R^{-1} 为逆角色（仅针对模糊抽象角色），R_U 为模糊全称角色，加权和概念 $\beta_1C_1+\cdots+\beta_mC_m$ 的权值满足 $\beta_i\in[0,1]$ 且 $\sum_{i=1}^{m}\beta_i=1$；mod 为模糊修饰词，用于改变模糊集的隶属函数，可表示为一个函数 $f_{\mathrm{mod}}:[0,1]\rightarrow[0,1]$，通常采用线性函数和三角函数表示[17]；$s_i$ 为模糊相似关系，模糊角色的构造方式为 $R\rightarrow\mid R_A\mid T\mid R^{-1}\mid R_U\mid\mathrm{mod}(R)\mid[R\geqslant\alpha]$。模糊概念的粗糙近似 $s_i\downarrow C$，$s_i\uparrow C$，$s_i\downarrow\downarrow C$，$s_i\uparrow\downarrow C$，$s_i\downarrow\uparrow C$，$s_i\uparrow\uparrow C$ 是在语法上对模糊 SROIQ(D) 的粗糙扩展，使之具备对模糊粗糙概念的表示能力。

将个体集 $\boldsymbol{I}$ 划分为概率个体集 $\boldsymbol{I}_P$ 和非概率个体集 $\boldsymbol{I}_N$，满足 $\boldsymbol{I}_P\cap\boldsymbol{I}_N=\varnothing$ 且 $\boldsymbol{I}=\boldsymbol{I}_P\cup\boldsymbol{I}_N$。定义非空集合 C 为模糊基本分类概念集合，C 由不确定性 SROIQ(D) 中的模糊概念组成，但不包括由概率个体构造的枚举概念。对于模糊基本分类概念 φ 和 $\psi(\varphi,\psi\in C)$，$\neg\varphi$、$\varphi\sqcap\psi$、$\varphi\sqcup\psi$ 及其粗糙近似概念均为模糊基本分类概念。此外，模糊基本分类概念均为模糊粗糙 SROIQ(D) 中的概念。模糊基本概念的条件概率约束可表示为 $(\varphi\mid\psi)[l,u]$，表示在 ψ 为真的条件下 φ 发生的概率介于 l 和 u 之间，这里的概念 φ 和概念 ψ 既可以是模糊概念，也可以

是模糊概念的粗糙近似。$(\varphi|\psi)[l,u]$是对模糊粗糙 SROIQ(D)的概率扩展，使不确定性 SROIQ(D)在语法上具备对条件概率知识的表示能力。

一个不确定性知识库同样包含不确定性术语集 UTBox(表示为 UT)、不确定性角色集 URBox(表示为 UR)和不确定性个体描述的断言集 UABox(表示为 UA)，那么不确定性知识库可表示为 UK＝ (UA，UT，UR)。UTBox 可表示为 UT＝(T_{FR}，P)，其中，T_{FR}为模糊粗糙 $TBox$，P 为关于条件概率的有限集。T_{FR}中的概念包含的公理可表示为 $C\sqsubseteq D \rhd \alpha(\rhd\in\{\geqslant,>\})$，UT中条件概率知识的表示形式为$(\varphi|\psi)[l,u]\in P$。UABox 可表示为 UA＝ ($A_{FR}$，$(P_o)_{o\in I_p}$)，其中，$A_{FR}$为模糊粗糙 $ABox$，o 为概率个体且 $o\in I_P$，条件概率断言可表示为$(\varphi|\psi)_o[l,u]$，此外，非条件概率可表示为$(\varphi|\top)_o[l,u]$。令 $\bowtie\in\{\leqslant,\geqslant,<,>\}$，$A_{FR}$表示为：

(1)模糊概念断言 $a:C\bowtie\alpha$；

(2)模糊角色断言$(a,b):R\bowtie\alpha$；

(3)模糊角色的否定断言$(a,b):\neg R\bowtie\alpha$；

(4)模糊具体角色断言$(a,v):T\bowtie\alpha$；

(5)模糊具体角色的否定断言$(a,v):\neg T\bowtie\alpha$；

(6)不相等断言 $a\neq b$；

(7)相等断言 $a=b$。

不确定性角色集 URBox UR表示为：

(1)角色包含公理 $w\sqsubseteq R\rhd\alpha$ 和 $T_1\sqsubseteq T_2\rhd\alpha$；

(2)传递角色公理 $trans(R)$；

(3)不相交角色公理 $dis(S_1,S_2)$和 $dis(T_1,T_2)$；

(4)自反角色公理 $ref(R)$；

(5)反自反角色公理 $irref(R)$；

(6)对称角色公理 $sym(R)$；

(7)非对称角色公理 $asym(R)$。

3.4 不确定性 SROIQ(D)的语义

不确定性解释I由一个二元组$(\Delta^I,\cdot^I)$表示，其中，解释域 Δ^I为非空集合，且与 Δ_D不相交，解释函数$\cdot^I$将不确定性 SROIQ(D)中的语法规则进行如下映射：

$C:\Delta^I\to[0,1]$；$R^I:\Delta^I\times\Delta^I\to[0,1]$；$T^I:\Delta^I\times\Delta_D\to[0,1]$；$(R^-)^I(x,y)=R^I(y,x)$；$R_U^I(x,y)=1$，$d_D:(\Delta_D)^n\to[0,1]$；$f_{mod}:[0,1]\to[0,1]$。

此外，抽象个体 a 被映射为 Δ^I的元素 a^I，具体个体 v 被映射为 Δ_D的元素 v_D。

解释函数扩展到模糊概念和模糊角色：

$\top^I(x)=1$；$\bot^I(x)=0$；

$(C\sqcap D)^I(x)=C^I(x)\otimes D^I(x)$；

$(C\sqcup D)^I(x)=C^I(x)\oplus D^I(x)$；

$(\neg C)^I(x)=\ominus C^I(x)$；

$(\forall R.C)^I(x)=\inf\limits_{y\in\Delta^I}\{R^I(x,y)\Rightarrow C^I(y)\}$；

$(\exists R.C)^I(x)=\sup\limits_{y\in\Delta^I}\{R^I(x,y)\otimes C^I(y)\}$；

$(\forall T.d)^I(x)=\inf\limits_{v\in\Delta_D}\{T^I(x,v)\Rightarrow d_D(v)\}$；

$(\exists T.d)^I(x)=\sup\limits_{v\in\Delta_D}\{T^I(x,v)\otimes d_D(v)\}$；

$(\exists S.self)^I(x)=S^I(x,x)$；

$\{\frac{\alpha}{a}\}^I(x)=\begin{cases}\alpha, & x=a^I\\ 0, & \text{otherwise}\end{cases}$；

$(\geqslant mS.C)^I=\sup\limits_{y_1,\cdots,y_m\in\Delta^I}(\min\limits_{i=1,\cdots,m}\{S^I(x,y_i)\otimes C^I(y_i)\})\otimes(\bigotimes\limits_{1\leqslant j<k\leqslant m}\{y_j\neq y_k\})$；

$(\leqslant nS.C)^I=\inf\limits_{y_1,\cdots,y_m\in\Delta^I}(\min\limits_{i=1,\cdots,n+1}\{S^I(x,y_i)\otimes C^I(y_i)\})\Rightarrow(\bigoplus\limits_{1\leqslant j<k\leqslant n+1}\{y_j=y_k\})$；

$(\geqslant mT.d)^I=\sup\limits_{v_1,\cdots,v_m\in\Delta_D}(\min\limits_{i=1,\cdots,m}\{T^I(x,v_i)\otimes d_D(v_i)\})\otimes(\bigotimes\limits_{j<k}\{v_j\neq v_k\})$；

$(\leqslant nT.d)^I=\inf\limits_{v_1,\cdots,v_{n+1}\in\Delta_D}(\min\limits_{i=1,\cdots,n+1}\{T^I(x,v_i)\otimes d_D(v_i)\})\Rightarrow(\bigoplus\limits_{j<k}\{v_j=v_k\})$；

$(C\to D)^I(x)=C^I(x)\Rightarrow D^I(x)$；

$(\beta_1C_1+\cdots+\beta_mC_m)^I(x)=\beta_1C_1^I(x)+\cdots+\beta_mC_m^I(x)$；

$(mod(C))^I(x)=f_{mod}(C^I(x))$；

$([C\geqslant\alpha])^I(x)=\begin{cases}1, & C^I(x)\geqslant\alpha\\ 0, & \text{otherwise}\end{cases}$；

$([C\leqslant\alpha])^I(x)=\begin{cases}1, & C^I(x)\leqslant\alpha\\ 0, & \text{otherwise}\end{cases}$；

$([R\geqslant\alpha])^I(x,y)=\begin{cases}1, & R^I(x,y)\geqslant\alpha\\ 0, & \text{otherwise}\end{cases}$；

$(mod(R))^I(x,y)=f_{mod}(R^I(x,y))$；

$R_U^I(x,y)=1$；

$(s_i\downarrow C)^I(x)=\inf\limits_{y\in\Delta^I}\{s^I(x,y)\Rightarrow C^I(y)\}$；

$(s_i\uparrow C)^I(x)=\sup\limits_{y\in\Delta^I}\{s_i^I(x,y)\otimes C^I(y)\}$；

$(s_i\downarrow\downarrow C)^I(x)=\inf\limits_{z\in X}\{s_i^I(x,z)\Rightarrow\inf\limits_{y\in\Delta^I}\{s_i^I(z,y)\Rightarrow C^I(y)\}\}$；

$(s_i\uparrow\downarrow C)^I(x)=\sup\limits_{z\in X}\{s_i^I(x,z)\otimes\inf\limits_{y\in\Delta^I}\{s_i^I(z,y)\Rightarrow C^I(y)\}\}$；

$(s_i\downarrow\uparrow C)^I(x)=\inf\limits_{z\in X}\{s_i^I(x,z)\Rightarrow\sup\limits_{y\in\Delta^I}\{s_i^I(z,y)\otimes C^I(y)\}\}$；

$(s_i\uparrow\uparrow C)^I(x)=\sup\limits_{z\in X}\{s_i^I(x,z)\otimes\sup\limits_{y\in\Delta^I}\{s_i^I(z,y)\otimes C^I(y)\}\}$；

解释函数扩展到模糊公理：

$(a:C)^I=C^I(a^I)$；$((a,b):R)^I=R^I(a^I,b^I)$；

$((a,b):\neg R)^I=\ominus R^I(a^I,b^I)$；$((a,v):T)^I=T^I(a^I,v_D)$；

$((a,v):\neg T)^I=\ominus T^I(a^I,v_D)$；

$(C\sqsubseteq D)^I=\inf\limits_{x\in\Delta^I}\{C^I(x)\Rightarrow D^I(x)\}$；

$(R_1R_2\cdots R_n\sqsubseteq R)^I=\inf\limits_{x_1\cdots x_{n+1}\in\Delta^I}\{\sup\limits_{x_2\cdots x_n\in\Delta^I}\{(R_1^I(x_1,x_2)\otimes\cdots\otimes R_n^I(x_n,x_{n+1}))\Rightarrow R^I(x_1,x_{n+1})\}\}\rhd\gamma(T_1\sqsubseteq T_2)^I=\inf\limits_{x\in\Delta^I}\{T_1^I(x,v)\Rightarrow T_2^I(x,v)\}$

令 $\gamma\in[0,1]$，对于解释I，公理和断言的可满足性可定义为：

$I\models a:C\bowtie\gamma$ iff $C^I(a^I)\bowtie\gamma$；

$I\models(a,b):R\bowtie\gamma$ iff $R^I(a^I,b^I)\bowtie\gamma$；

$I\models(a,b):\neg R\bowtie\gamma$ iff $\ominus R^I(a^I,b^I)\bowtie\gamma$；

$I\models(a,v):T\bowtie\gamma$ iff $T^I(a^I,v_D)\bowtie\gamma$；

$I\models(a,v):\neg T\bowtie\gamma$ iff $\ominus T^I(a^I,v_D)\bowtie\gamma$；

$I\models a=b$ iff $a^I=b^I$；

$I\models a\neq b$ iff $a^I\neq b^I$；

$I\models C\sqsubseteq D\rhd\gamma$ iff $\inf\limits_{x\in\Delta^I}\{C^I(x)\Rightarrow D^I(x)\}\rhd\gamma$；

$I\models R_1R_2\cdots R_n\sqsubseteq R\rhd\gamma$ iff $\inf\limits_{x_1\cdots x_{n+1}\in\Delta^I}\{\sup\limits_{x_2\cdots x_n\in\Delta^I}\{(R_1^I(x_1,$

$x_2)\otimes\cdots\otimes R_n^{\mathrm{I}}(x_n,x_{n+1}))\Rightarrow R^{\mathrm{I}}(x_1,x_{n+1})\}\}\rhd\gamma$；

$\mathrm{I}\models T_1\sqsubseteq T_2\rhd\gamma$ iff $\inf_{x\in\Delta^{\mathrm{I}}}\{T_1^{\mathrm{I}}(x,v)\Rightarrow T_2^{\mathrm{I}}(x,v)\}\rhd\gamma$；

$\mathrm{I}\models trans(R)$ iff $\forall x,y,z\in\Delta^{\mathrm{I}},R^{\mathrm{I}}(x,y)\otimes R^{\mathrm{I}}(y,z)\leqslant R^{\mathrm{I}}(x,z)$；

$\mathrm{I}\models dis(S_1,S_2)$ iff $\forall x,y\in\Delta^{\mathrm{I}},S_1^{\mathrm{I}}(x,y)=0$ 或 $S_2^{\mathrm{I}}(x,y)=0$；

$\mathrm{I}\models dis(T_1,T_2)$ iff $\forall x\in\Delta^{\mathrm{I}},\forall v\in\Delta_{\mathrm{D}},T_1^{\mathrm{I}}(x,v)=0$ 或 $T_2^{\mathrm{I}}(x,v)=0$；

$\mathrm{I}\models ref(R)$ iff $\forall x\in\Delta^{\mathrm{I}},R^{\mathrm{I}}(x,x)=1$；

$\mathrm{I}\models irref(R)$ iff $\forall x\in\Delta^{\mathrm{I}},S^{\mathrm{I}}(x,x)=0$；

$\mathrm{I}\models sym(R)$ iff $\forall x\in\Delta^{\mathrm{I}},R^{\mathrm{I}}(x,y)=R^{\mathrm{I}}(y,x)$；

$\mathrm{I}\models asym(R)$ iff $\forall x,y\in\Delta^{\mathrm{I}},S^{\mathrm{I}}(x,y)>0\rightarrow S^{\mathrm{I}}(y,x)=0$；

$\mathrm{I}\models UK$ iff I 满足 UA,UT 和 UR 中的每个元素。

下面对条件概率约束的语义进行定义：

首先，定义世界(world)W 为模糊基本概念集的子集，即模糊基本概念 $\varphi\in C$ 的集合，并使$\{\varphi(i)\mid\varphi\in W\}\cup\{\neg\varphi(i)\mid\varphi\in C\setminus W\}$是可满足的，其中 i 表示一个新的模糊个体。定义模糊粗糙知识库 FRK，表示为 FRK=$(\mathrm{A_{FR}},\mathrm{T_{FR}},\mathrm{UR})$，那么 UK=$(\mathrm{FRK},\mathrm{P},(\mathrm{P_0})_{o\in I_p})$。世界 W 使 FRK 可满足，当且仅当 FRK$\cup\{\varphi(i)\mid\varphi\in W\}\cup\{\neg\varphi(i)\mid\varphi\in \mathrm{C}\setminus W\}$是可满足的。W 使一个基本分类概念 φ 可满足，当且仅当 $\varphi\in$ W，这种可满足性可扩展到所有的模糊粗糙分类概念。定义 $\mathrm{I_C}$ 为所有与 C 相关的世界集合，对于C$\neq\emptyset$ 和 FRK，FRK 有模型 $\mathrm{I}=(\Delta^{\mathrm{I}},\cdot^{\mathrm{I}})$，当且仅当 FRK 有模型$W\in\mathrm{I_C}$,。那么，基于世界 W 的可满足性与基于$\mathrm{I}=(\Delta^{\mathrm{I}},\cdot^{\mathrm{I}})$的可满足性是一致的，即存在$\mathrm{I}=(\Delta^{\mathrm{I}},\cdot^{\mathrm{I}})$使 FRK 可满足，当且仅当存在世界 $W\in\mathrm{I_C}$ 使 FRK 可满足。

其次，定义概率解释 P_r 是 $\mathrm{I_C}$ 上的函数，即 $P_r:\mathrm{I_C}\rightarrow[0,1]$，且有 $\sum_{W\in\mathrm{I_C}}P_r(W)=1$。那么，$P_r$ 是 FRK 的一个模型，当且仅当对于每个 $W\in\mathrm{I_C}$是 FRK 的一个模型。在概率解释下，模糊分类概念的概率和条件概率约束可进行如下定义。在 P_r 下 φ 的概率表示为 $P_r(\varphi)$，条件概率表示为 $P_r(\varphi\mid\psi)=\dfrac{P_r(\varphi\sqcap\psi)}{P_r(\psi)}$，其中 $P_r(\psi)>0$。那么，当且仅当 $P_r(\psi)=0$ 或 $P_r(\varphi\mid\psi)\in[l,u]$，$P_r$ 使条件概率$(\varphi\mid\psi)[l,u]$可满足，模糊粗糙概念的条件概率运算方法依据 3.2 节进行计算。对于 C$\neq\emptyset$ 和 FRK，FRK 有模型 $\mathrm{I}=(\Delta^{\mathrm{I}},\cdot^{\mathrm{I}})$，当且仅当 FRK 有模型 P_r。那么，基于 P_r 的可满足性与基于 $\mathrm{I}=(\Delta^{\mathrm{I}},\cdot^{\mathrm{I}})$的可满足性是一致的，即存在 $\mathrm{I}=(\Delta^{\mathrm{I}},\cdot^{\mathrm{I}})$使 FRK 可满足，当且仅当存在 P_r 使 FRK 可满足。

3.5 不确定性 SROIQ(D)的推理任务

描述逻辑的推理任务通常包括：知识库的可满足性、概念可满足性、知识库的蕴含、概念包含关系、下确界。不确定性 SROIQ(D)的推理任务与 SROIQ(D)的推理任务类似，需在其基础上进行一定的扩展，尤其是概率知识的一致性问题。

(1)不确定性知识库的可满足性。对于不确定性知识库 UK，其可满足性的推理任务为检测是否存在解释 I，使 UK 是可满足的。类似于经典描述逻辑，除概率推理任务外的大多数推理任务可转化为 FRK 的可满足性推理[18]。

(2)不确定性概念的可满足性。对于不确定性知识库 UK，模糊粗糙概念 C 是 α 可满足的，当且仅当存在解释I，使 C 存在实例且隶属度为 α。

(3)不确定性概念的包含关系。对于不确定性知识库 UK，模糊粗糙概念 C 以 α 包含于模糊粗糙概念 D，当且仅当不确定性知识库 UK 蕴涵模糊包含关系 $C\sqsubseteq D\geqslant\alpha$。

(4)不确定性蕴含。对于不确定性知识库 UK，UK 的所有模型均能使概念断言和角色断言可满足。

(5)下确界。对于不确定性知识库 UK，用 τ 表示概念和角色断言

$\tau\in\{a:C,(a,b):R,(a,b):\neg R,(a,v):T,(a,v):\neg T,C\sqsubseteq D\}$，其下确界定义为 $\sup\{\alpha:\mathrm{UK}\models(\tau\geqslant\alpha)\}$。

(6)一致性。一致性问题主要存在于 UTBox 和知识库中的概率知识部分，即概率缺省推理中的一致性。对于 UTBox，UT=$(\mathrm{T_{FR}},\mathrm{P})$，其满足一致性，当且仅当 $\mathrm{T_{FR}}$是可满足的，且存在 P 的一个有序划分$(\mathrm{P_0},\cdots,\mathrm{P_k})$为 UT=$(\mathrm{T_{FR}},\mathrm{P})$的 z 划分。对于不确定性知识库 UK=$(\mathrm{T_{FR}},\mathrm{P},\mathrm{A_{FR}},(\mathrm{P_0})_{o\in I_p},\mathrm{UR})$，其满足一致性，当且仅当 UT=$(\mathrm{T_{FR}},\mathrm{P})$是一致的，且对于所有的概率个体 $o\in\boldsymbol{I}_P$，$\mathrm{T_{FR}}\cup\mathrm{P}_o$是可满足的。

结束语 本文对描述逻辑 SROIQ(D)进行了不确定性扩展，给出了模糊粗糙概念的条件概念计算方法，并基于模糊集、粗糙集、概率论 3 种不确定性理论，提出不确定性 SROIQ(D)描述逻辑，分别研究了不确定性 SROIQ(D)描述逻辑的语法、语义和推理任务。作为应用广泛的 OWL2 本体描述语言的逻辑基础，对描述逻辑 SROIQ(D)的不确定性扩展有助于增强对不确定性知识的表示与推理能力。

参 考 文 献

[1] Grau B C,Horrocks I,Motik B,et al. OWL2:The next step for OWL[J]. Web Semantics: science, services and agents on the World Wide Web,2008,6(4):309-322

[2] Horrocks I, Kutz O, Sattler U. The even more irresistible SROIQ [J]. Proceedings of the 10th International Conference of Knowledge Representation and Reasoning (KR 2006). 2006,32(6):452-457

[3] 李德毅,杜鹉,等. 不确定性人工智能[M]. 北京:国防工业出版社,2004

[4] 黄映辉,李冠宇. 不精确性:涵义与性质[J]. 计算机科学,2010,37(4):167-170

[5] Devadoss N, Ramakrishnan S. Development of Fuzzy Rough Features in Ontology Knowledge Representation[J]. Journal of Engineering Technology,2015,3:114-134

[6] Lukasiewicz T. Expressive probabilistic description logics [J]. Artificial Intelligence,2008,172(6/7):852-883

[7] 蒋运承,史忠植,汤庸,等. 面向语义 Web 语义表示的模糊描述逻辑[J]. 软件学报,2007,18(6):1257-1269

[8] 王岁花,赵爱玲,魏涛. 描述逻辑的粗糙扩展研究[J]. 计算机工程与科学,2011,33(2):137-141

[9] Bobillo F,Straccia U. Generalized fuzzy rough description logics [J]. Information sciences,2012,189(1):43-62

[10] Jiang Y C, Tan H Y. Very Expressive Intuitionistic Fuzzy Rough Description Logics for the Semantic Web[J]. Journal of University of Electronics Science and Technology of China,2012,41(3):322-335

[11] Horrocks I,Kutz O,Sattler U. The Even More Irresistible SROIQ[C]//Proceedings of the 10th International Conference of Knowledge Representation and Reasoning. 2006:57-67

(下转第 107 页)

（续表）

测试函数		AFEAOL	基本 PSO	EOPSO	基本 FEA	ABC-OED
F8	Mean	**3.55E−15**	1.37E−14	6.98E−15	2.72E+00	3.89E+00
	Std.	4.06E−31	2.08E−29	3.16E+30	2.07E−01	3.55E−01
	t-test		+	+	+	+
F9	Mean	1.54E−05	9.62E−01	1.96E−02	4.08E−12	**8.17E−13**
	Std.	9.53E−10	1.84E−03	1.30E−04	4.21E−23	1.84E−24
	t-test		+	+	−	−
F10	Mean	**2.28E−94**	2.64E−78	5.68E−21	7.40E−16	2.59E−14
	Std.	6.14E−201	1.41E−154	8.96E−40	5.81E−30	1.15E−29
	t-test		+	+	+	+
F11	Mean	**2.53E−29**	2.74E−10	1.25E−23	9.07E−03	8.57E−03
	Std.	9.39E−57	2.12E−18	4.51E−45	5.46E−07	2.30E−07
	t-test		+	+	+	+
F12	Mean	**2.16E+00**	7.30E+00	4.20E+00	2.70E+00	3.10E+00
	Std.	2.46E−01	3.05E+00	6.70E−01	2.93E−01	2.83E−01
	t-test		+	+	+	+
Better(+)			12	8	9	10
Same(=)			0	2	1	0
Worse(−)			0	2	2	2
Score			12	6	7	8

结束语 针对基本烟花爆炸优化算法存在的不足，本文将反向学习机制和自适应烟花爆炸半径的计算方法引入FEA算法中，提出了一种带反向学习机制的自适应烟花爆炸算法AFEAOL。该算法利用反向学习机制扩大种群的勘探范围，有利于算法找到全局最优解；运用自适应烟花爆炸半径的计算方法有效地利用了搜索资源。AFEAOL算法与另外4种智能优化算法一同在12个代表性优化问题上进行测试，实验结果表明，本文算法在求解精度方面具有显著性的优势，表明AFEAOL算法是一种较好的优化方法。

参考文献

[1] Colorm A，Dorigo M，Manieaao V. Distributed optimization by ant colonies[C]// Proceedings of the 1st European Conference on Artificial Life. Amsterdam，the Netherlands：Elsevier，1991：134-142

[2] Kennedy J，Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway：IEEE Press，1995：1942-1948

[3] Kirkpatrick S，Gelartt C D，Vecchi M P. Optimization by Simulated annealing[J]. Science，1983，220(11)：650-761

[4] Karaboga D，Basturk B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization：Artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. Journal of Global Optimization，2007，39(3)：459-471

[5] Tan Y，Zhu Y. Fireworks algorithms for optimization[C]// Proceedings of International Conference on Swarm Intelligence. Piscataway：IEEE Press，2010：355-364

[6] 曹炬，贾红，李婷婷. 烟花爆炸优化算法[J]. 计算机工程与科学，2011，33(1)：138-142

[7] 曹炬，季艳芳. 改进的烟花爆炸优化算法及其收敛性分析[J]. 计算机工程与科学，2012，34(1)：90-93

[8] 曹炬，李婷婷，贾红. 带有遗传算子的烟花爆炸优化算法[J]. 计算机工程，2010，36(23)：149-151

[9] Zheng Y J，Xu X L，Ling H F，et al. A hybrid fireworks optimization menthod with differential evolution operators [J]. Neurocomputing，2012(148)：75-80

[10] Zheng S，Janecek A，Li J，et al. Dynamic search in fireworks Algorithm[C]// 2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Beijing，China，2014：3222-3229

[11] Zhang B，Zhang M X，ZhengY J. A hybrid biogeography-based optimization and fireworks algorithm [C]// 2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation. 2014：3200-3206

[12] Tizhoosh H R. Opposition-based learning：A new scheme for machine intelligence[C]// Proceedings of International Conference on Computational Intelligence for Modeling Control and Automation. USA：IEEE，2005. 695-701

[13] 周新宇，吴志健，王晖，等. 一种精英反向学习的粒子群优化算法[J]. 电子学报，2013，41(8)：1647-1652

[14] 新宇，吴志健，王明文. 基于正交实验设计的人工蜂群算法[J]. 软件学报，2015，26(9)：2167-2190

[15] Tang Ke，Li Xiao-dong，Suganthan P N，et al. Benchmark Functions for the CEC's 2010 Special Session and Competition on Large-Scale Global Optimization [R]. Hefei：Nature Inspired Computation and Applications Laboratory，USTC，2009

（上接第92页）

[12] 张连文，郭海鹏. 贝叶斯网引论[M]. 北京：科学出版社，2006

[13] 张小红，裴道武，代建华. 模糊数学与Rough集理论[M]. 北京：清华大学出版社，2013

[14] Zadeh L A. Fuzzy sets[J]. Information and Control，1965，8(3)：338-353

[15] Pawlak Z. Rough sets[J]. International Journal of Computer and Information Sciences，1982，11(5)：341-356

[16] De Cock M，Cornelis C，Kerre E E. Fuzzy rough sets：the forgotten step[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems，2007，15(1)：121-130

[17] Bobillo F，Straccia U. fuzzyDL：An expressive fuzzy description logic reasoner[C]// IEEE International Conference on Fuzzy Systems. 2008：923-930

[18] Straccia U. Reasoning within fuzzy description logics[J]. Journal of Artificial Intelligence Research，2001，14(1)：137-166

[19] Lukasiewicz T. Probabilistic default reasoning with conditional constraints[J]. Annals of Mathematics and Artificial Intelligence，2002，34(1-3)：35-88