

框架系统中的近似推理

张自力 (西南师范大学计算机系, 重庆)

摘 要 本文在概述L. A. Zadeh提出的近似推理理论AR (Approximate Reasoning) [1]中的知识表示及推理规则的基础上, 着重讨论了AR理论在框架系统中的应用, 对如何运用AR理论处理默认知识 (default knowledge) 也作了较为详细的介绍。

在智能系统中运用框架来表示知识已十分普遍, 而AR理论在基于规则的知识系统中也获得了十分广泛的应用^[2]。但将这两者有机地结合起来讨论, 目前尚不多见。本文拟就此问题作一探讨。

一、AR中的知识表示

AR理论提供了一个处理不确定性、模糊性的机制。它将语言命题转化为可能性分布, 然后运用构成此系统推理机制的规则对这些可能性分布进行操作而得出所推之结论。AR中的知识表示就是指语言命题的标准型表示及其相应的可能性分布描述。

1. 普通知识或称不可改变知识在AR中的表示

设 V 是取值于集合 X 的一个变量, A 是 X 的一个模糊子集, 则AR中的一个事实可表示为 V is A , 其诱导的可能性分布为 $\Pi_V(x) = A(x)$, 其中, $A(x)$ 是 A 的隶属函数。

在AR理论中, 一条规则可表示为:

If V is A then U is B

其中, V 、 U 是分别取值于基集 X 和 Y 的变量, A 、 B 分别是 X 和 Y 的模糊子集。该规则可转化为 (V, U) is H , 其诱导的可能性分布为 $\Pi_{V,U}(x, y) = H(x, y) = 1 \wedge (1 - A(x) + B(y))$, ($\wedge \triangleq \min$)。

一般地, 对含有几个前提的规则If V_1 is A_1 and V_2 is A_2 and ... V_n is A_n then U is

B 。该规则可表示成 $(V_1, V_2, \dots, V_n, U)$ is D , 其中 $D(x_1, x_2, \dots, x_n, y) = [1 \wedge (1 - \min [A_i(x_i)] + B(y))]$, $j=1, \dots, n$

2. 默认知识在AR中的表示

在讨论默认知识如何表示之前, 先介绍一下可能性限制命题。所谓可能性限制命题是指含有“is possible”短语的命题。如

V is A is possible,

此命题可转化为 V is A^+ 。其中, $A^+ \subseteq 2^*(x)$ 的幂集, 且满足 $\forall B \in A^+, B \cap A \neq \emptyset$ 。 A^+ 的隶属函数定义为 $A^+(x) = \text{Poss}[A/G] = \max_{v \in X} [A(x) \wedge G(x)]$, $\forall$ 模糊子集 $G \in 2^*$ 。可能性限制命题在表示默认知识中起着重要作用。

设有一表示默认知识 (常识) 的命题Typically V is A , Yager指出^[1], 此类命题可转化为If V is A is possible then V is A , 即If V is A^+ then U is B , 此规则可表为 V is F , 其中 $F = \overline{A} + U A$, $F(y) = \text{Poss}[\overline{A}^+/G] \vee A(y) = (1 - \text{Poss}[A/G]) \vee A(y)$, $\forall$ 模糊子集 $G \in 2^*$ 。

一般地, 命题typically if V is A then U is B 可转化为If V is A and U is B is possible then U is B , 即 (V, U) is $\overline{A} \cup \overline{B} \cup B$

二、AR理论中的推理规则

如果知识库中不含有默认知识, 则可运

用AR理论中的如下一些规则进行推理:

- (1) 投影原理
- (2) 扩展原理
- (3) 必含原理 (Entailment Principle)
- (4) 推理复合规则

由于这些原理或规则在许多文献中都已详细介绍^[1,4,5], 此处从略。这里, 只讨论默认知识存在时的AR推理算法。在给出此算法之前, 先定义一个与McCarthy引入的“限制”过程^[6]相类似的运算, 称为affectation过程^[7]。

定义 设A是X的一个模糊子集, B是X的幂集 2^X 的模糊子集。对 $B \cap A$ 施行某一运算, 得到x的一个模糊子集D, 使得 $\forall x \in X$ 有 $D(x) = B(A) \wedge A(x)$, 则称此运算为affectation。

实质上, affectation过程可视为: 将A转换为X的幂集的模糊子集 $\left\{ \frac{1}{A} \right\}$, 然后同B求交并将结果处理为X的一个模糊子集。affectation过程在含有默认知识的近似推理中十分重要。下面给出能处理默认知识的AR推理算法:

步1 将(要参与推理的)每一命题表示成标准型, 并给出相应的可能性分布描述;

步2 确定各命题的优先级别。设此步产生的结果为n个集合 $S_1, S_2, \dots, S_n$, 在同一集合中的命题优先级别相同。并且, 如果 $i < j$, 则约定 S_i 中命题的优先级别高于 S_j 中命题的优先级别。

步3.1 将T初始化为问题之论域;

3.2 $i := 1$;

3.3 将优先级别为i的所有命题与T求合取, 结果记为 T^* ;

3.4 对 T^* 施行affectation操作,
 $T := \text{affect}(T^*)$;

3.5 $i := i + 1$;

3.6 如果 $i \leq n$, 则转步3.3;

步4(结束) T为推导结果, T中任一子

集均为允许的推导。

步2中, 命题优先级别的确定, 须遵循一些规则, 这在文献[8]中有较为详细的讨论。这里, 只给出后面要用到的两条规则:

(1) 非默认知识(不可改变知识)优先原则。即在知识库中同时存在普通知识与默认知识时, 先运用前者。

(2) 具体者优先原则。即如果一条规则的前提比另一条规则的前提更具体, 则前者具有较高优先级别。例如, 设有命题

P_1 : Typically if V is A_1 then U is B

P_2 : Typically if V is A_2 then U is C

如果 $A_1 \subseteq A_2$, 即 A_1 比 A_2 更具体, 则 P_1 比 P_2 具有更高的优先级别。

三、AR在框架系统中的应用

1. 框架中槽值在AR中的表示

设F是具有几个槽 $S_1, \dots, S_n$ 的框架, 槽值分别用 $A_1, \dots, A_n$ 表示。其中, A_i 是一个语言值或可能性分布, 即 A_i 是基集 X_i 的一个模糊子集。这样, 槽 S_i 与其值 A_i 间的关系可表示为 S_i is A_i , 此即AR理论中的事实表示形式。在我们的讨论中, 允许槽值(或属性值)以如下三种形式之一给出:

(1) 不知道。这可表示为V is X, 其中, X是问题之论域;

(2) 不可改变知识, 形如V is A_i ;

(3) 默认知识, 形如typically V is B_j 。

下面我们详细介绍两类典型的框架系统中的近似推理问题。

2. 链类框架系统中的近似推理

如图1所示的框架系统称为链类框架系统。在这类系统中, 越靠近目标的框架, 对相应类的描述就越具体。根据“具体者优先”原则, 如果 $i < j$, 则命题typically V is B_i 的优先级别比typically V is B_j 的优先级别高。

设在图1所示的系统中, 有p个框具有对槽的不可改变知识描述V is A_i ($i=1, \dots, p$), 有q个框具有对槽的默认知识描述typically V is B_j ($j=1, \dots, q$)。由于非默认知识具有最高优先级别, 因此, 为推导出结

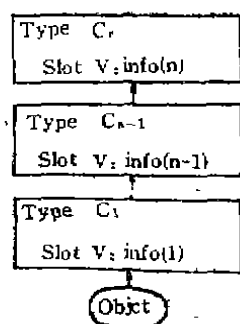


图1 链类框架系统

论, 我们首先应运用所有的非默认事实, 得到

$$V \text{ is } F_0, \text{ 其中 } F_0 = \bigcap_{i=1}^p A_i.$$

接着, 运用最靠近我们所求目标的默认知识, 有 $V \text{ is } F_0$ and typically $V \text{ is } B_1$ 。由于 typically $V \text{ is } B_1$ 可表示成 $V \text{ is } \bar{B}_1^+ \cup B_1$, 将这两部分求合取得 $V \text{ is } F_0 \cap V \text{ is } \bar{B}_1^+ \cup B_1$, 即 $V \text{ is } F_0 \cap B_1 \cup F_0 \cap \bar{B}_1^+$, 运用 **affectation** 运算于 $F_0 \cap \bar{B}_1^+$ 得 $V \text{ is } F_1$, 其中 $F_1(x) = ((1 - \text{Poss}[F_0/B_1]) \wedge F_0(x)) \vee (F_0(x) \wedge B_1(x))$ 。

一般地, 在运用了第 j 条默认命题后, 有 $F_j(x) = ((1 - \text{Poss}[F_{j-1}/B_j]) \wedge F_{j-1}(x)) \vee (F_{j-1}(x) \wedge B_j(x))$ 。

我们称 F_j 为 V 在优先级别 j 上的值, F_0 为只考虑了不可改变知识时 V 的值。设 F 是考虑了所有知识后的最终推导结果, 则有 $F = F_q$ (因有 q 个级别具有默认知识)。下面讨论几种特殊情况下的推导结果。

引理1 如果 $F_{j-1} \cap B_j = \emptyset$, 则 $F_j = F_{j-1}$ 。

证明: $F_{j-1} \cap B_j = \emptyset$ 蕴含 $\text{Poss}[F_{j-1}/B_j] = 0$,

$$\text{因此, } F_j(x) = ((1 - \text{Poss}[F_{j-1}/B_j]) \wedge F_{j-1}(x)) \vee (F_{j-1}(x) \wedge B_j(x))$$

$$= F_{j-1}(x), \text{ 结论成立。 [证毕] }$$

引理1的结果表明, 任何低优先级的默认知识, 如果与不可改变知识或较高优先级的默认知识矛盾, 则在推导过程中被忽略。我们还注意到, 如果 $F_0 = \emptyset$, 则 $F = \emptyset$ 。此结果表明, 如果不可改变知识之间存在矛盾,

则整个系统矛盾。

引理2 如果 $F_{j-1} \cap B_j \neq \emptyset$, 即 $\text{Poss}[F_{j-1}/B_j] = 1$, 则 $F_j = F_{j-1} \cap B_j$ 。

证明: 略。

3. 纯多路径框架系统中的近似推理

现在我们来讨论框架间不存在优先关系的另一类框架系统 (图2), 通常称为纯多路径框架网络 (pure multi-path frame network)。由于各框架间不存在优先关系, 因此问题较为复杂。我们先讨论其简化情形, 即假设 V 的值都是默认的。由于没有优先关系, 所有的值都须同时考虑, 从而得到

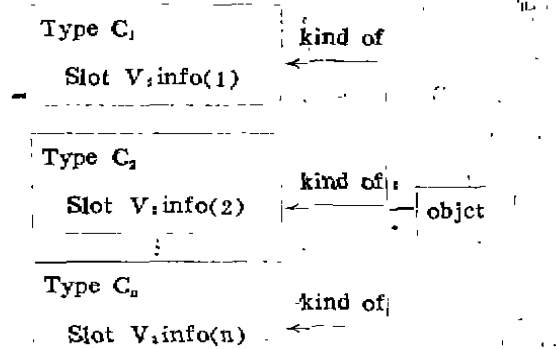


图2 纯多路径框架系统

$V \text{ is } F$, 其中 $F = \bigcap_{i=1}^n (\bar{A}_i^+ \cup A_i)$ 。对 $\bar{A}_i^+ \cup A_i$

施行 **affectation** 运算, 得 $F = \bigcap_{k=1}^n G_k$, 其中 G_k

具有形式 $B_1 \cap B_2 \cap \dots \cap B_n$, B_i 或为 A_i 或为 $\bar{A}_i^+$ 。此即所推结论的一般形式。下面讨论几种特殊情形:

(1) n 个默认值相互矛盾, 即 $A_i \cap A_j = \emptyset$ ($i \neq j$), 此时, $F = \bigcap_{i=1}^n A_i$;

(2) 所有默认值的交不为空, 即 $\bigcap_{i=1}^n A_i \neq \emptyset$, 则 $F = \bigcap_{i=1}^n A_i$;

(3) 设 $A_1, A_2, \dots, A_n$ 可以分为 q 组, 组内 $\bigcap_{i=1}^n A_{Kj} \neq \emptyset$ ($K=1, \dots, q$), 但组间任两之交为空, 即 $A_{K1} \cap A_{L1} = \emptyset, K \neq L$ (表示不同的组), 则 F 为 q 组交之并。

现假定其中一些框架具有不可改变知识

描述 V is A_K 。在这种情况下,我们可以将不可改变知识 V is A_K 表示成默认类型 V is $\overline{A_K}^+ \cup A_K$, 其中 $\overline{A_K}^+ = \phi$ 。利用这种表示,同样有

$$F = \bigcap_{j=1}^n (\overline{A_j}^+ \cup A_j).$$

假设 $j=m+1$ 到 n 对应于不可改变知识, $\overline{A_j}^+ = \phi$, 则有

$$F = \left(\bigcap_{i=1}^m (\overline{A_i}^+ \cup A_i) \right) \cap \left(\bigcap_{j=m+1}^n A_j \right),$$

$$\text{令 } A = \bigcap_{j=m+1}^n A_j,$$

$$\text{则 } F = \left(\bigcap_{i=1}^m \overline{A_i}^+ \cup A_i \right) \cap A.$$

对如图3所示的一般情形下的框架系统,每一支链可采用图1中讨论的方法进行推理。设由此推得

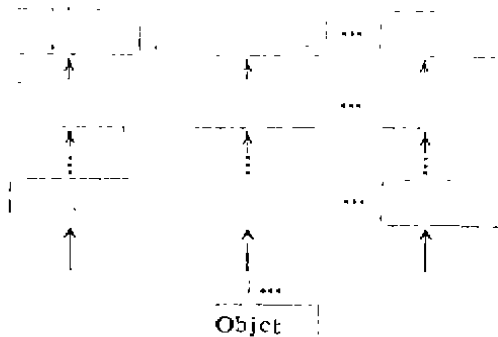


图3

$F_{JK} = ((1 - \text{Poss}(F_{JK-1}/B_{JK})) \wedge F_{JK-1}(x)) \vee (F_{JK-1}(x) \wedge B_{JK}(x))$, 即 F_{JK} 是考虑了第 j 条链的前 K 个框架后 V 的值。然后将此系统视为与图2的情形等价的一个纯多路径网络, 其路径上的框架槽值为各 F_{JK} , 则

$$F = \bigcap_{j=1}^n \left(\bigcap_{k=1}^K (F_{jK}^+ \cup F_{jK}) \right),$$

如果 $\bigcap_j F_{jK} \neq \phi$, 则 $F = \bigcap_j F_{jK}$ 。

如果各支链框架中槽值相互矛盾, 即 $F_{iK} \cap F_{kK} = \phi$, ($i \neq k$), 则有 $F = \bigcup_j F_{jK}$ 。

4. 例

我们用一个取自[10, 11]的简单例子来说明框架系统中的AR过程。此例子的框架形式表示如图4所示。

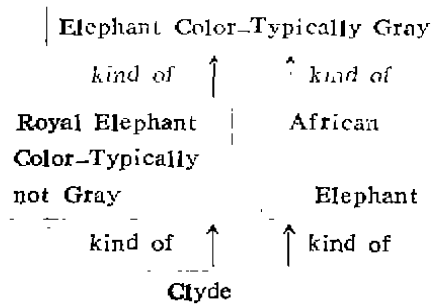


图4 Sandewall的一个例子

在此例中,我们要求推导出 **Clyde** 的颜色是什么。为便于推导,我们令 **color** 的论域为 $X = \{G, \overline{G}, \phi\}$, 其中, G 表示 **Gray**, $\overline{G}$ 表示 **not Gray**。设各框架中 **color** 槽的值分别为 A_1, A_2 及 A_3 , 则对 **Royal Elephant** 框, 有 **Typically V is A_1** , $A_1 = \overline{G}$; 对 **African Elephant** 框有 **V is A_2** , $A_2 = X$; 对 **Elephant** 框有 **V is A_3** , $A_3 = G$ 。根据前面的讨论 (2, 3 小节), 有

$$\begin{aligned} F_1 &= \bigcap_{i=1}^1 (\overline{A_i}^+ \cup A_i) \\ &= (\overline{A_1}^+ \cup A_1) \cup (\overline{A_1}^+ \cup A_2) \cup (A_1 \cup \overline{A_2}^+) \\ &\supset (A_1 \cup A_2), \end{aligned}$$

由于 $A_1 \cap A_2 = \overline{G} \cap X = \overline{G} \neq \phi$, 所以 $F_1 = A_1 \cap A_2 = \overline{G}$ 。

又 $F_2 = F_1 \cap A_3$, 但由于 $F_1 \cap A_3 = \overline{G} \cap G = \phi$,

$\therefore F = F_2 = F_1 = \overline{G}$, 即推导之结论是 **Clyde** 的颜色为 **not Gray**, 与 **Touretzky** 在[10]中建议的结论一致。

四、结束语

本文介绍了框架系统中的近似推理过程, 主要讨论了AR理论在处理框架系统的性质继承中的应用。文中的讨论, 仅限于框架间以 **is-a** 链相联的情形, 对框架间存在别的情况尚未讨论。

本文的讨论, 展示了框架系统与近似推理相结合的一些有趣结果。本文的部分内容参考了 **R. R. Yager** 教授 1989年4月在河南师范大学的讲学记录, 在此作一说明并向 **Yager** 教授致谢! (参考文献略)