

第18章 表示常识知识

18.1 常识世界

18.1.1 什么是常识知识

前面已经利用数码难题、博弈以及关于位置、墙、门、电池和积木等的网格世界来举例说明了几个AI技术。在上一章用一个非常简单的确定贷款申请人的专家系统解释了正向和反向推理时，稍微扩展了我们的讨论范围。当然，真正的专家系统比演示的例子有更多的事实和规则，但即使这样，它们也只包含相当有限领域的有限知识。

真正全面的、人类级的AI系统将需要更广泛的知识。这些系统将需要知道很多主题，已经证明对这些主题概念形式化是困难的。AI科学家发现对一个10岁的孩子是很容易的事情用专家们研究了很多年的AI方法也难驾驭，也许这比较荒谬。物理学家能够通过波动方程、相对理论和其他数学结构描述详细的、确切的物理现象，但是AI研究者仍在争论简单事实（但非常有用）——用液体填充一个杯状物，如果杯子倒过来液体将流出的最好表达方式。由物理学家和数学家发明的高等理论描述似乎比思想更容易形式化，毕竟，思想使人类甚至在亚里士多德以前就能很好地行使职责。

只考虑一些一个10岁的孩子就能知道的事情：

如果扔下一个物体，它将下落（今天，一个10岁的孩子也知道如果物体从一个轨道卫星上掉下，它将不会“下落”）。

人在出生前不存在。

鱼生活在水中，如果从水中拿出它会死掉。

人们在杂货店购面包和牛奶。

人一般在晚上睡觉。

这种知识常叫做常识知识(*commonsense knowledge*)。典型地讲，任何学科的知识可覆盖包括各种层次——从街上的行人到专家。据说，人类现存的公元前500年左右的最高级科学理论，与人们从日常观察结果所做的精心表述几乎没有什么差别。对某些人来说地球是平的，物体掉到地球上，因为那是“它们的归宿”，人类的疾病是由各种形形色色的“影响”引起的。当知识缺乏时，日常的常识知识很少同科学知识分离。常识知识对人们想做的很多事情是（仍然是）足够的。随着人们寻求对自己世界更精确的描述，科学知识逐渐和常识知识分开了。

甚至今天，我们想让机器人做的很多事情，如果不是基于史前的，可能也是中世纪的科学的。下雨时到棚子下面去（不需要有关低压系统的知识）；突然停下或转弯时，小心不要把咖啡溢出杯子（不需要高级的流体力学）；电池电压变低时要插上电源（不需要电化学理论）；及时付账单以便债权人不要采取法律行动（不需要复杂的债权人行为的心理学）。

在此并不是争辩当需要高级知识时，不要去用这样的知识。天气预报系统需要知道气象学；控制核电站热能交换机的系统需要知道热力学。这只是说，对很多任务仅仅10岁的孩童知

道的知识就够了。使用这些知识（一旦我们勾画出如何表示它）应该比使用过于详细的科学知识更方便。

AI研究人员把常识世界的知识叫纯朴（*naive*）知识。因此我们设法构造有关纯朴物理、纯朴经济学、纯朴心理学、纯朴统计学和纯朴社会学等理论。虽然我们已对纯朴知识和专家知识进行了比较，但应该强调的是这些术语略微涉及连续区的范围。不同的任务要求不同的关于这个连续区的知识级别。拿物理学做一个例子，为了把一个积木放在桌子上，一个机器人只需要知道对象的简单属性，对这个机器人的物理学常识知识将有：没有两个积木能放在相同的位置，一个积木必须被桌子或另一个积木支撑，等等。一个能把台球打到球洞中的机器人需要知道得稍多一点。对这个任务，机器人必须知道滚动摩擦、非弹性碰撞及动量转换等等。我们能明显地想到一些任务，它们将要求更复杂的知识直到我们逼近现代科学的前沿。因此，当我们说我们对形式化常识知识感兴趣时，不必清楚地定义这个连续区的区域，而是含糊地思考一个相当宽广的接近直觉的区域。

18.1.2 表示常识知识的困难

难以形式化常识知识的原因是什么呢？一个可能的原因是它的纯粹大量性。很多专家知识能用一种方式划分以便几百或几千个事实就足以建立有用的专家系统。一个具有普通人类级智能的系统需要多少知识呢？没有人知道确切数字。Doug Lenat设法建立这样的事实的知识库——称为CYC，他认为需要100万到1000万的事实 [Guha & Lenat 1990, Lenat & Guha 1990, Lenat 1995]。在1990年，CYC的作者说：

34年以来，AI一直在设法摆脱这样一个事实：可能并没有任何优雅的、不费力的方法去获得这个巨大的知识库，而是要花大量的力气（至少刚开始时）来人工输入每一个断言 [Guha & Lenat 1990, p.33]。

常识知识的另一个困难是没有什么很好的定义使我们能够控制独立于其他部分的部分的边界。常识世界的概念化将可能涉及到很多实体、功能和关系，它们可能会扩散到整个概念化中。因此，当设法开发一个概念化时，我们不知道是否已经“使它正确了”，直到我们几乎完成了全部的、大量的工作。

形式化常识知识的另一个障碍是关于某些主题的知识很难通过声明语句捕获。用语句难以描述形状和其他复杂的物理对象。例如，一个人的脸能用单词描述以便另一个以前没见过他的人能识别出他吗？我们怎样用文字来捕获一棵树、一个山景和一个热带的落日呢？如果某个东西不能用英语或某些其他的自然语言描述，我们有理由相信将不会找到用逻辑描述的一个概念化。

与捕获一个声明语句中的知识相关的困难是我们用来描述世界的很多语句仅仅是一个大概。特别地，全称语句（即形如所有 x 的都是 y 的）很少有效，除非它们仅仅是一种定义。已有各种对普通逻辑的修改用来处理很多知识是近似的事实。在本章的后面介绍了这样的一种方法，在第19章和第20章提到另一个基于概率论的方法。

除了由相互依赖的知识引起的困难，我们应该如何概念化一些主题也并不总是明确的。例如，我们应该把时间当作实数集呢（即作为瞬时连续），还是仅仅是整数，还是实数轴上的区间，还是某些其他的东西呢？我们可能想把过去想像为一个单一的时间线，那我们怎么想像未来呢？尽管我们可能不想承认有超过一个未来（*Qué, Será, Será*），但我们都习惯于想像我们的

动作能影响的可选未来。我们怎么概念化世界以使形如“如果我不上法律课，我就不会遇到你”这样的句子有意义呢？我们想让一个意图成为怎样一种实体，以便我们的概念化能处理像“我没打算迟到”这样的语句？

18.1.3 常识知识的重要性

我们承认用常识来构造机器是困难的——为什么它重要呢？难道大多数有用的AI应用不在知识并不难形式化的专家系统中吗？有几个答案可以回答这个问题。首先，对有常识的机器将发现很多商业价值的应用。没有几个人对“家用机器人”有争论，这样一个机器能做像保持房间干净、洗衣、做饭、进行日常的家庭维护（如更换烧掉的灯泡）及洗盘子等等的日常家庭工作。但是想像一下这样一个机器人必须拥有的知识以足以回答如下的问题：烧掉的灯泡扔到哪儿去？怎么拿起一个盘子、一个杯子？从洗碗机出来的东西放到哪儿去？你怎么告诉机器人吸尘器需要打扫？放在冰箱中的生菜一般保存多久？等等。

对常识知识是为了让专家系统更有用也需要讨论。专家系统仅仅在专门知识的非常有限的领域内执行良好。一般的常识知识至少使他们能认识到用户什么时候想要那个区域以外的信息，它也允许系统更准确地预测什么时候它的知识和手头的任务相关，什么时候不相关。

扩展一个专家系统的知识中常识知识的结构也是重要的。我们都熟悉在推理中使用类推和比喻。空间比喻尤其普遍。例如，我们说量子电动力学超过了我们的知识范围；洁癖紧挨着信仰；Mary的薪水高于John的，等等。有充分的理由怀疑比喻不只是简单的语言巧合。事实上，很多好的主题的概念化基础是基于空间和其他常识思想的。因此，一个拥有世界的基本常识概念化的专家系统可以几乎不再需要扩大和修改来扩展它的知识库。

最后，为了理解自然语言——在第24章提出的一个主题，常识知识毫无疑问是需要的。

18.1.4 研究领域

尽管我们还没有具有常识知识的系统（CYC是可能的例外，它也是一个正在进行的工作），AI研究人员已经在几个前沿对常识知识的表示展开了研究：

- 1) 对象和材料。世界是由对象构成的。有些对象如网格世界中的积木是离散的、固态的东西这些相对容易讨论和描述。有些对象是有层次的，即是由各部分（其他对象）按某种方式放在一起构成的。也有流体、气体和汇集，像沙堆、面粉袋和星系。描述材料及其属性（尤其是流体）的著名成果是[Hayes 1978, Hayes 1985a, Hayes 1985b]的研究。
- 2) 空间。物理世界有空间范围。对象存在于空间中，在空间中的位置是相对于其他对象的。因此，谈论一个东西是在另一个的里面、上面和紧挨着这些情况，例如，我们必须能描述东西是多么大，它们的形状如何等等。形式化有关空间的各种符号的一个早期AI成果是[Kautz 1985]。在各种机器人任务中有关空间推理的论文，参见[Chen 1990]
- 3) 物理属性。AI系统也应该能推理这些物理属性，如质量、温度、体积、压力、放射性级别、波长和它们之间的任何关系。
- 4) 物理过程和事件。物体下落，球被抛出，草长出了，杯子被倒满又倒空，蜡烛燃烧，热东西变凉。在物理学中，很多这样的过程是用不同的方程式描述的，能在AI中使用这些方程式。然而，经常我们不需要由物理过程提供这些确切的（且昂贵的）求解。相反AI研究者已经开发了一个定性物理，利用它推理普通趋势而不需要确切的计算[Weld & de Kleer 1990]。

5) 时间。过程（包括计算）发生在时间里，计算机科学家和AI研究者已经开发了各种技术来描述和推理时间。用在计算机程序分析中的特殊时态逻辑[Emerson 1989]对建立在它们中的时间有一定的重要特征。AI人员已打算用两种其他的方式解决时间问题（但是[Shoham 1987]讨论了在AI中使用时态逻辑）。首先，通过参照状态，即一个未指定的时刻世界的“快照”，能够忽略时间的明确阐述。状态由动作连接，动作将一个状态转化为另一个状态。在第21章讨论这个问题。第二，时间和时间间隔能被包括在被明确推理的实体之中。作为常识推理需要的一个概念形式化的例子，下一节将描述用这个方法对时间形式化。

18.2 时间

我们如何考虑时间呢？这像一个数字的“实数轴”延伸到了无限的过去和将来之中吗？或者它像可数的整数，在宇宙形成的“大爆炸”中从0开始，用离散的时间单位滴滴嗒嗒地向前走。一些早期的科学家认为时间是圆形的——在一个无休止的循环中重复运行。在我们能陈述关于时间的有用事实前我们需要决定将使用哪种描述。

AI中最常用的一个描述方法是由 James Allen[Allen 1983, Allen 1984]形式化的（也见[Allen 1991a]，它讨论了很多表达时间的方式）。在这个描述中，时间是事件和过程在它里面出现的某个东西（在一个完全静态的世界，没有任何东西在继续，将会不需要时间；事实上，在这样一个世界上也难以理解如何定义时间）。这些包含事件和过程的“容器”被称为区间，时间区间就像实数轴上的区间一样。那么在这个概念化中，时间区间是在“存在”的实体之中。

为了描述时间区间，需要给它们命名，我们将用谓词演算对象常量，如 I_1, I_2, \dots ，来指称它们。为了说由 E 指称的某个事件或过程（完全地）占据区间 I ，我们记为 $Occurs(E, I)$ （留给读者去思考如何对事件和过程符号形式化；对当前的目的，它们也是“存在”的实体）。

时间间隔有开始和结束时间点。时间点被当作实数。一个区间的开始由一个函数 $start$ 给定，结束用函数 end 给定。关于间隔的一个基本事实是 $(x) [start(x) \leq end(x)]$

（当区间的开始和结束相同时，间隔则成为退化的情况）。

如下定义区间之间的一个基本关系：

$$(\forall x, y) [Meets(x, y) \equiv (end(x) = start(y))]$$

（如果第一个的结束是第二个的开始，两个区间相接）。我们能按照相接或区间的开始和结束时间定义区间之间的其他6种关系。它们被表示为 $Before, Overlaps, Starts, Ends, During$ 和 $Equals$ 。我们也有相反的表达 $Met_by, After, Overlapped_by, Started_by, Ended_by$ 和 $Contains$ ($Equals$ 的逆是它自己)。例如

$$(\forall x, y) \{Before(x, y) \equiv (\exists z) [Meets(x, z) \wedge Meets(z, y)]\}$$

$$(\forall x, y) \{Before(x, y) \equiv [(end(x) < start(y))]\}$$

在图18-1中给出了这些关系的一个图形表示，并留给读者去完成用 $Before$ 开始的定义。

区间关系能被用来表示一些时间中的事件的常识事实。例如，为了说水从水龙头流出是首先反时针旋转一个阀门然后顺时针旋转阀门这样一个事件，我们可以写出

$$(\forall y) \{Occurs(Flow, y)\}$$

$$\supset (\exists x, z) [Occurs(Turn_ccw, x) \wedge Occurs(Turn_cw, z) \wedge Overlaps(x, y) \wedge Overlaps(y, z)]$$

也有一些基本公理可用来表达 Before 的传递性。这种特殊的时间形式化已应用于各种时间推理问题中。

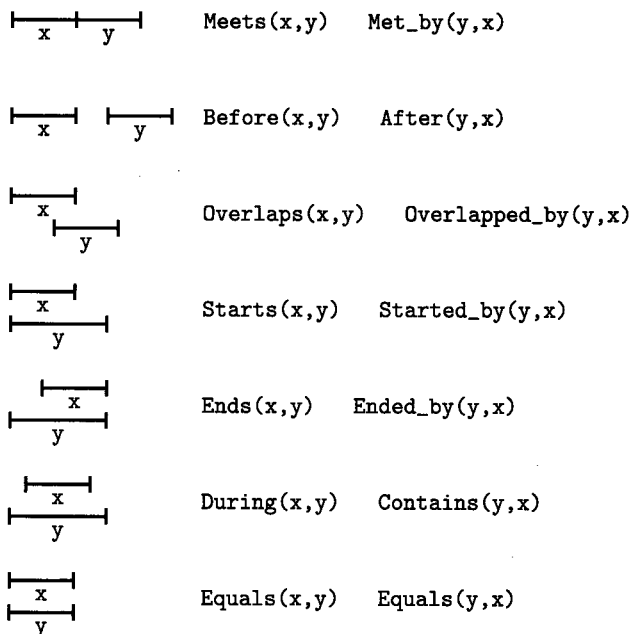


图18-1 区间之间的关系

18.3 用网络表示知识

18.3.1 分类的知识

通常，常识领域和专家领域的实体都能被安排在层次结构中，用以组织和简化推理。例如，在CYC的常识知识表示中，最基本的实体是用对象常量 Thing 指称的。在CYC中，有几类 thing：世界中的对象、数学对象、事件和过程等等。这些可以安排在分类或层次中，它们可以隐式地对形如“X是一个P，所有P的都是Q的，所有Q的都R的”，等等事实进行编码(讨论CYC的层次性见[Guha & Lenat 1990])。分类层次能用网络或称为框架的数据结构编码。首先讨论网络表示，使用有关办公机器的信息作为一个演示例子。

假定我们想表达如下的事实：Snoopy是一台激光打印机，所有的激光打印机都是打印机，所有的打印机都是机器，附加一些相关的信息。用谓词演算语句，我们可能有

`Laser_printer(Snoopy)`

`(∀x)[Laser_printer(x) ⊃ Printer(x)]`

`(∀x)[Printer(x) ⊃ Office_machine(x)]`

谓词Laser_printer, Printer和Office_machine用一个分类法表达分类。使用分类知识的一个重要推理涉及到分类传递。例如，给定前面的事实，我们能推导出：

`(x)Laser Printer(x)office_machine(x)]`和`office_machine(Snoopy)`

每个分类类别的成员可能都有一定的属性，如所有办公机器的电源是墙上的一个电源插座。这

些属性能用一个函数和一个等式谓词表达：

```
( x ) [ Office_machine(x) [ energy_source(x)=wall_outlet ] ]
```

注意子类别的成员通常继承了它们父类别的一般属性：

```
( x ) [ Laser_printer(x) [ energy_source(x)=wall_outlet ] ]
```

在一个分类层次中实体的这些一般推理可方便地通过一个叫语义网络的图形来表示。

18.3.2 语义网络

语义网络是对对象及其属性分类知识编码的图形结构。下面讨论一个体现其主要思想的简单例子。其中有两类节点：

- 由关系常量标识的节点，对应分类类别或属性。
- 由对象常量标识的节点，对应领域对象。

有三类连接节点的弧：

- 子集弧（有时叫 isa 连接）。
- 集合从属关系弧（有时叫实例连接）。
- 函数弧。

图18-2中给出了一个有各种节点和弧的网络例子。

关于属性和集合从属关系的推理在一个语义网络中比在对应的合式公式上使用非导向的归结更容易、更有效^①。为了确定由节点A表示的一个对象是不是由节点B表示的集合的一个成员，我们从A顺着弧向上看能否遇到节点B。参照图18-2，可以方便地确定R2D2是一个办公机器。为了确定由A表示的节点的一些属性值，我们从A顺着弧向上寻找有相同属性的一个节点。例如，为了确定Snoopy的电源，我们顺着从Snoopy到Office_machines的弧，将在那里找到答案Wall_outlet。

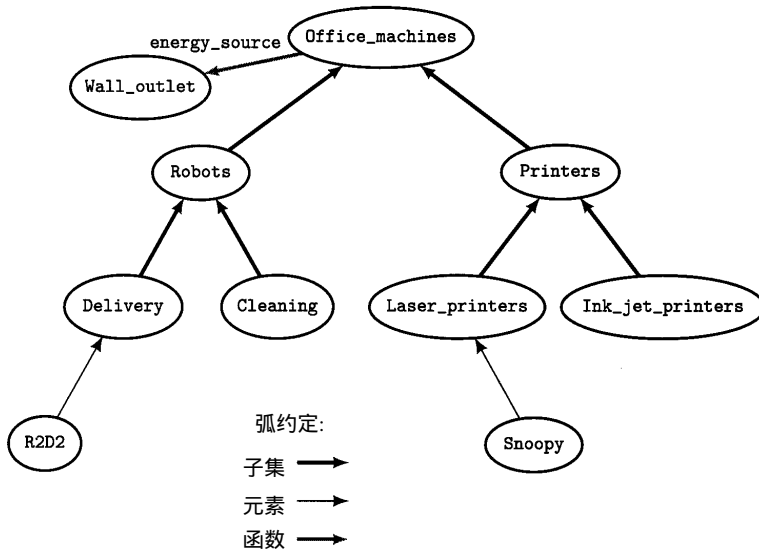


图18-2 一个语义网络

① 尽管考虑了变量的“类型信息”和其他启发式的合一过程的修改，产生的归结系统基本上也是有效的 [Sticke 1985]。

18.3.3 语义网络的非单调推理

如上所述，通用逻辑中的推理是单调的，因为将公理添加到一个逻辑系统不会减少可以证明的定理集合。即，如果 '是' 的一个超集，那么对任何 '，如果 '，则 '。但是人类使用的很多常识推理的例子是非单调的。我们经常做缺省推理——除反面的知识以外，我们宁愿假定它们为真。但是新的、矛盾的知识出现时，我们必须收回缺省推理。已经提出了很多系统和逻辑机制来捕获这种非单调现象——前面已经描述过TMS如何对之进行处理。其他的方法有缺省逻辑[Reiter 1980]、自动认识逻辑[Moore 1985a]、非单调逻辑[McDermott & Doyle 1980]和界限[McCarthy 1980, McCarthy 1986]。

下面描述一个简单的（虽然不完全充分）、叫继承抵销的非单调推理的机理，该机理用语义网络可得到最好解释。假如我们想说办公机器的电源缺省是墙上的电源插座，但作为一个例外，一个机器人的电源是电池。我们能像图18-3那样加入另外的函数弧到语义网络中来表示这个知识。

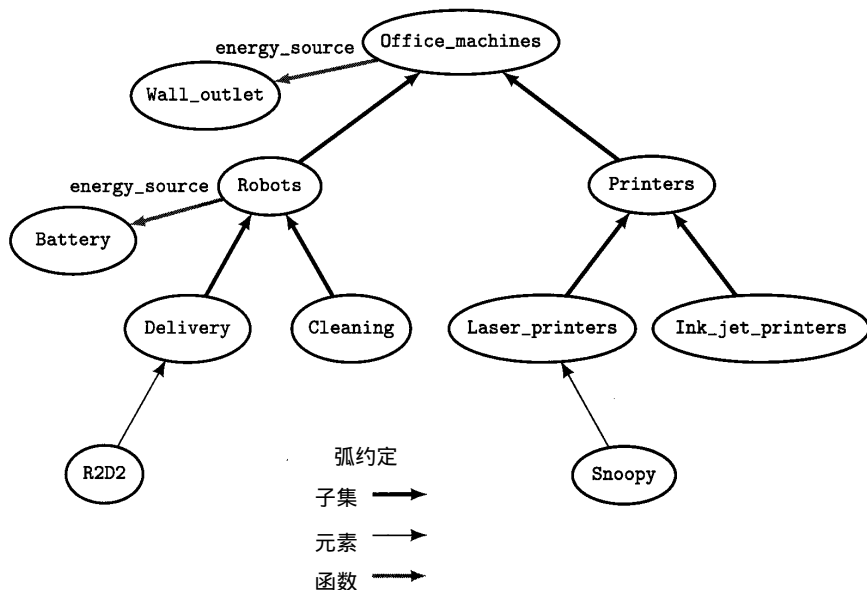


图18-3 一个缺省推理语义网络

新网络中的属性继承机制会导致一个矛盾。虽然属性继承允许我们推导出（正确地）打印机的电源是一个墙上插座，但它也同明确表达的事实——机器人的电源是电池相矛盾（假定电池和墙头插座不同）。我们能通过使用网络来避免这个矛盾。最特殊分类（根据子集或实例弧排序）优于不太特殊的分类。因此，如果想查询 R2D2 的电源，首先要在网络中定位 R2D2 节点，查询该节点是否有 energy_source 函数弧。如果有，我们接受那个弧的头节点给出的答案作为最终回答。如果没有，我们顺着层次结构跟随弧向上直到到达第一个有 energy_source 函数弧的节点，然后用弧的头节点回答这个查询。在分类层次中与上层节点相关的信息是一般的、缺省的信息，会被层次结构中低层节点相关的特殊信息抵销。

有各种与属性继承机制相关的困难。问题之一是从不同双节节点继承的属性可能冲突。图 18-4 中的子网络展示了这个问题。C3PO 既是一个搬运机器人又是一个清洁机器人；它在晚上工作还是白天呢？在冲突情况下，不能做出任何结论。在更复杂的非单调系统中，缺省知识被

区分优先次序，以便在多继承情况下一个缺省能优于另一个。

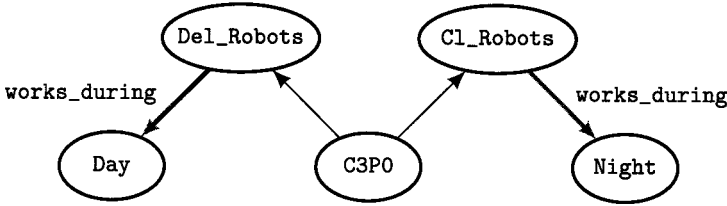


图18-4 冲突缺省

18.3.4 框架

分类知识也能用一个叫框架（*frame*）的数据结构进行编码。一个框架有一个名称和一个属性—值对集合。框架的名称对应语义网络中的节点，属性对应于与这个节点相连接的弧的名字，值对应这个弧的另一终端的节点。属性—值对常被叫做槽（*slot*），属性叫做槽的名字，值叫做槽的填充符。在图18-5中给出了一个例子。注意我们也能用这些表达方式表达叫做元知识的信息；例如，创建框架的日期和框架的创建者是有关框架的知识，不是有关打印机的。

然而，语义网络和框架在表达某些知识时会有困难。例如，表示析取（及蕴含）、否定和一般的、没有分类的知识是困难的（但并非不可能[Hendrix 1979]）。这些问题导致出现混合系统，如 KRYPTON[Brachman,Gilbert, & Levesque 1985]。CLASSIC是另一个混合系统[Borgida,et al. 1989]。它们使用所谓的术语逻辑——利用层次结构表示实体、类别和属性，以及关于其他信息的逻辑表达。

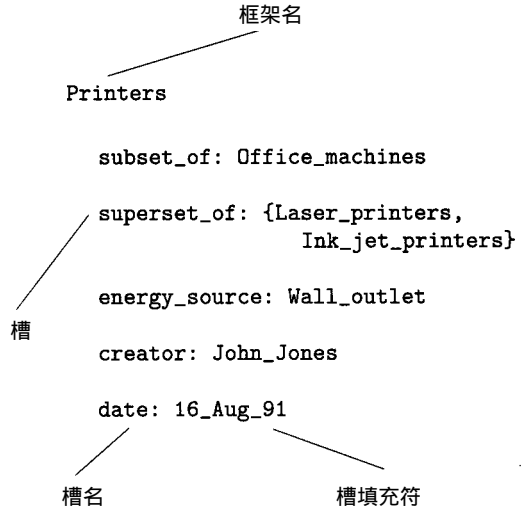


图18-5 一个框架

18.4 补充读物和讨论

关于常识表示和推理方法的更多知识，参见[Davis 1990,Hobbs & Moore 1985]。在1993年第1期（总第61期）的《Artificial Intelligence》的第41~104页中，有[Lenat & Guha 1990]的五篇评论是关于CYC的。

[Sowa 1991]是经过编辑的有关语义网络的一本论文集。在语义网络中为了有效推理，被AI研究者开发的属性继承机制已被融入作为面向对象编程语言的类继承的一个基本特征。各种术语逻辑系统的一个实际比较，参见[Heinsohn, et al. 1992]。

语义网络中的继承抵消是一个非单调的推理技术。我已经引用了更复杂的缺省逻辑和界限机制。[Brewka,Dix, & Konolige 1997]有关于这方面的综述。另一个非单调推理约定称为封闭世界假设（CWA）。CWA通过在推理的所有基本原子的否定而扩大了谓词演算公式的知识库。因为如果一个原子 α 被加到，被CWA加入的 $\neg \alpha$ 必须被收回，因此上述过

程是非单调的。关于非单调推理的一本论文集，参见 [Ginsberg 1987]。

关于知识表示的一些工作集中在允许不同知识密集度的程序共享信息的语言和形式化中。例如，知识互换格式（knowledge interchange format KIF）[Genesereth & Fikes 1992] 和 KQML [Finin, Labrou, & Mayfield 1997]。这些系统依赖于建立叫做存在论的常识概念化。[Gruber 1997] 描述了这些设计的原则。

人类常识的表示和推理涉及到很多推理，它们与这本书中讲到的逻辑推理很不一样。类比和比喻的使用是基础。已经有几个 AI 和心理学方面的研究人员研究类比推理，其中包括 [Gentner 1983]。[Lakoff 1987, Lakoff & Johnson 1980] 描述了类比在人类思考和语言方面所扮的角色。基于事例的推理是另一个推理方法，它利用了前面解决问题的类比和相似性 [Kolodner 1993] (1993 年第 3 期 (总第 10 期) 《Machine Learning》的第 1~5 页有基于事件推理的专门讨论)。

习题

- 18.1 假定知识能用由构成知识库的谓词演算公式编码。例如，考虑下面的公式，它们是对 ACME 公司的员工和组织知识的编码。

```

:
Salary(Joe, 20000)
Dept(Joe, Sales)
Boss_of(Joe, Henry)
(∀x, y)[Dept(x, Sales) ∧ Salary(x, y)] ⊃ (y ≥ 20000)
:

```

编码知识的这些公式的任何解释当然也必须应用在这样一种情况下，其中，所有助记谓词常量（如 salary）和对象常量（如 Henry）被提示性知识较少的“gensym”常量代替。从何种技术意义上讲，使公式（假定用 gensym 常量）能对 ACME 公司的知识进行编码？

- 18.2 考虑下面的论点：

Wellington 听到了 Napoleon 的死讯。因此，Napoleon 不能听到 Wellington 的死讯。

给出这个论点的一个形式化的一阶逻辑推理（提示：当进行知识表示时，这常常是一个好的想法：用一个临时词汇表和一个临时的公理集开始，当你看到对证明需要的东西时修改它们）。

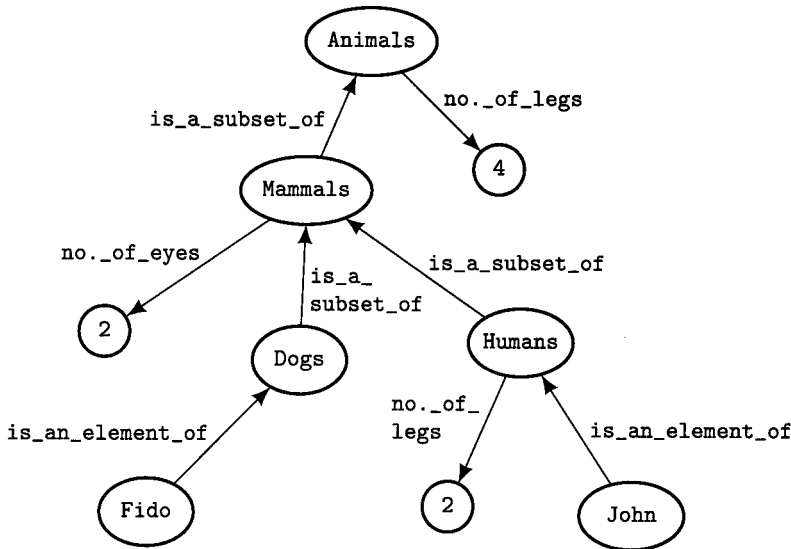
- 1) 列出这个领域的一阶逻辑知识表示的一个关系常量、函数常量和对象常量的集合，领域的元素应该是人、时间和文件（如一个人的死亡）（提示：在有意义的情况下使用函数常常是容易的。对一个函数来讲，最好不要在整个空间上定义（例如，一个事件可以有时间，而一个人不可能），只要它总是被一致地使用）。
- 2) 用这个词汇表，写出基本的事实和用在这个论点中的任何常识公理。
- 3) 使用一个正式的逻辑证据，证明你写出的事实的结论。

- 18.3 假如要证明一只叫 Tweety 的鸟位于一个动物园中。如果我们有一个知识库，则我们的目标有点类似于

```
Bird(x) Name(x, Tweety) Located_in(x, y) Zoo(y)
```

假如我们知道有500只鸟, 5只叫Tweety, 10^{10} 个对象/位置对, 100个动物园。而且, 每个对象有惟一的位置, 每个位置有大约1000个对象。

- 1) 在通过证明顺序中的每个合取项的求解方案中(考虑在求解合取项中所做的替换), 什么是合取项的最佳排序?(对一个给定的问题, 最佳合取项排序是能够产生最小搜索空间的顺序, 换句话说, 就是给出最少数量的要检查的可能方案的顺序。)
 - 2) 一个常用的启发就是按照有最少数量答案的顺序排列合取项(在它尝试的时间)。这种启发有时叫最小的优先代价。使用这个启发的合取项顺序是什么?
 - 3) 证明代价最小的优先启发总是最优的, 或者修改例子建立一个反例。
- 18.4 构造一个例子, 证明封闭世界假设(CWA)应用到一个公式集合会导致不一致性。
- 18.5 1) 把这里显示的语义网络中的信息表达为一个谓词演算合式公式, 使这个合式公式能显式描述在继承层次中隐式的继承抵销信息。
- 2) 从谓词演算合式公式中能证明Fido有4条腿吗? 如果不能, 为了完成这个证明需要加入什么信息?



18.6 对下面的两个例子, 挑选最合适的知识表示系统, 用选择的表示对例子的陈述编码。用你的表示和推理系统回答每个例子中的问题。详细解释推理系统是如何到达答案的——例如, 如果使用一个基于归结的推理系统, 证明归结反驳。如果在你的解释中图有帮助, 可以使用它:

- 1) 一般地讲, 鸟会飞。鸵鸟是鸟。Oliver是一只鸵鸟。鸵鸟不会飞。

问题: Oliver会飞吗?

- 2) Seymore是一头大象且是John的朋友。所有的大象都是灰色的, 或者它们是 Bert的一个朋友。Bert没有任何朋友是John的朋友。

问题: Seymore是灰色的吗?