

第 3 章

CT

推理技术：
机器真的能举一反三吗

电子工业出版社版权所有
盗版必究



3.1 先来入个门

3.1.1 概况

推理是运用知识求解问题的过程。推理本身也是人类思维的一个重要活动，人类解决问题的方式之一就是基于自身既有的知识，通过推理得出结论。自动推理技术是人工智能的核心技术之一。自动推理技术的研究早期主要发端于机器定理证明问题。证明定理也是人类特有的智能行为，不仅需要根据假设进行逻辑演绎，往往也需要借助人類的“直觉”意识。机器定理证明就是利用机器自动实现人类证明定理的过程，也就是通过一套符号体系，将其形式化表达后，利用计算机自动实现符号演算过程。

1956 年，著名的达特茅斯会议提出的七个议题之一就是让机器能够使用语言，并且假定人类思维的很大一部分是依据推理或者推测规则来使用语言。如今，自动推理（技术）已经成为文本理解、计算机视觉、专家系统、机器人操作、科学规划以及关乎国计民生的实用化、智能化产品中不可或缺的组成部分。

3.1.2 基本概念

1. 推理的逻辑基础

现实世界中，逻辑与推理这两个过程常常是密不可分的。逻辑是人类思维活动规律的反映。以自然语言语句推理为例，推理是具有逻辑联系的语句所组成的集合。任何推理都包括前提和结论两部分，一个具有逻辑联系且有效的推理应该是一个前提为真，且推理符合逻辑规则，因而结论也为真的推理。逻辑学的一个重要任务就是研究有效的推理形式和必然为真的语句，数理逻辑也是用数学方法研究形式逻辑的一个分支。

2. 推理的类型

从推理的有效性角度划分有两种：一种是结论蕴含在前提之中，因此从前提必然能得出结论的**演绎推理**（Deductive Inference）；一种是结论超出前提的范围，因而从前提可以预测出高概率结论的**归纳推理**（Inductive Inference）。研究演绎推理的逻辑是演绎逻辑；研究归纳推理的逻辑是归纳逻辑。

正如人类真实思维的多样性，作为模仿人类思维的人工智能，其推理方式也有多种，下面以自然语言处理中的演绎逻辑为例，说明一些常见的推理形式。主要包括直接推理、假言推理、选言推理、联言推理。

（1）直接推理（Immediate Inference）：以一个直言命题为前提的演绎推理。

例如：

- | | | |
|---|--|---------------------------------------|
| ① | $\frac{\text{所有天鹅都是白的；}}{\text{因此，有天鹅是白的。}}$ | $\frac{\text{SAP}}{\text{SIP}}$ |
| ② | $\frac{\text{并非所有天鹅都是白的}}{\text{因此，有天鹅不是白的。}}$ | $\frac{\neg(\text{SAP})}{\text{SOP}}$ |

上述推理中，左边是语言表达式，右边是其对应的逻辑形式。在每个推理形式中，横线上面的语句是前提，下面的语句是推理结论。

(2) 假言推理 (Hypothetical Inference)：以假言命题作为前提或结论的推理。

- | | | |
|---|--|---|
| | 如果月亮是一块奶酪，每个人都高兴； | |
| ① | $\frac{\text{月亮是一块奶酪；}}{\text{所以，每个人都高兴。}}$ | $\frac{p \rightarrow q}{p} q$ |
| | 如果月亮是一块奶酪，每个人都高兴； | |
| ② | $\frac{\text{不是每个人都高兴；}}{\text{所以，月亮不是一块奶酪。}}$ | $\frac{p \rightarrow q}{\neg q} \neg p$ |

在上述推理中，作为前提的语句并不一定是真的，但推理却是“有效”的，也就是说推理中可以使用假设。

(3) 选言推理 (Disjunctive Inference)：以选言命题作为前提或结论的推理。

- | | | |
|---|---|-----------------------------|
| | 哥伦布或埃里克森首先发现了美洲； | |
| ① | $\frac{\text{不是哥伦布首先发现的美洲；}}{\text{所以，埃里克森首先发现了美洲。}}$ | $\frac{p \cup q}{\neg p} q$ |
| | 马冬梅或者韩雷雷将赢得2024年度学生会主席选举； | |
| ② | $\frac{\text{韩雷雷未能如愿；}}{\text{所以，马冬梅赢得了这次选举。}}$ | $\frac{p \cup q}{\neg q} p$ |

(4) 联言推理 (Conjunctive Inference)：以联言命题作为前提或结论的推理。

- | | | |
|---|--|----------------------|
| ① | $\frac{\text{韩冬梅是一名青年教师；}}{\text{因此，韩冬梅是一位青年。}}$ | $\frac{p \cap q}{p}$ |
| ② | $\frac{\text{韩冬梅是一名青年教师；}}{\text{因此，韩冬梅是一位教师。}}$ | $\frac{p \cap q}{q}$ |

3.2 确定性推理：让机器帮你做决策

人类的推理本质是利用知识求解问题的过程，是根据观察所得到的证据结合既定规则得出

结论的过程。一个智能系统实现推理的过程实际上就是一个机器“思维”的过程。按照 3.1 节中的介绍，如果推理过程利用的是确定性知识，那么称推理为确定性推理；相对而言，如果知识是非确定性的，那么称推理为非确定性推理。

3.3 节介绍两种最常见的确定性推理方法。

3.3 正向推理和逆向推理： 在事实与结论之间来回奔跑

根据推理方向的不同，推理可以分为正向推理和逆向推理。

3.3.1 正向推理

正向推理（前向推理）也称为数据驱动推理，是一种从已知事实出发，正向使用推理规则的推理方式。其基本思想是，根据用户提供的初始事实，在已有的规则数据库中搜索能与之匹配的规则，即可用规则，当规则的条件部分与已知事实匹配时，就把该规则作为可用规则放入候选规则队列中，然后通过冲突消解，在候选规则队列中选择一条规则作为启用规则进行推理，并将其结论放入规则数据库中，作为下一步推理的事实。如此重复这个过程，直到再无可被选用的规则或者求得了所要求的解为止。正向推理过程算法描述如下。

Procedure Production Forward

- ① DATA $\leftarrow$ 初始数据库
- ② Until DATA 满足结束条件, Do
- ③ Begin
- ④ 在规则数据库中，选出一条可适用于 DATA 的规则 R
- ⑤ DATA $\leftarrow$ R 应用于 DATA 得到的结果
- ⑥ End

3.3.2 逆向推理

与正向推理相比，逆向推理又称为目标驱动推理或者反向推理，是一种以某个假设目标作为出发点的推理。其基本思想是，首先提出某个假设，然后寻找支持该假设的证据，如果所需的证据都能找到，就说明原假设是正确的；如果无论如何都找不到所需要的证据，就说明原假设不成立，此时需要另做新的假设。

正向推理原理简单、易于实现，而逆向推理过程更为复杂。但逆向推理的一个优点是不必使用与目标无关的知识，目的性很强。二者各有优缺点，在解决实际问题时，往往会把二者结合起来加以运用，采用混合推理的方式。

混合推理是将正向推理和逆向推理结合起来,使其各自发挥自己的优势。一般过程是,先根据初始事实进行正向推理以提出假设,再用逆向推理进一步寻找支持假设的证据,重复这个过程,直到得出结论为止。混合推理避免了正向推理效率低、推理过程可能推出许多与问题求解无关的子目标,以及逆向推理选择初始假设盲目性的弊端,但控制策略较为复杂。

3.4 推理方法与冲突消解策略: 糟糕,选择困难症又犯了

在刚刚介绍的正向推理和逆向推理中,往往存在推理冲突的情况。在正向推理中出现一条事实能与多条规则匹配,或者多个事实能与同一条规则匹配的情况;在逆向推理中出现同一个假设目标能与多条规则匹配,或多个假设目标能与同一条规则匹配的情况,这种情况我们称之为推理冲突。

按一定的策略从匹配成功的多条规则中挑出一条规则用于当前的推理的过程即为冲突消解,在多条冲突的规则中有效地选择规则进行推理的控制策略则称之为冲突消解策略。冲突消解策略实际上就是确定规则的启用顺序。

下面简要介绍几种常见的冲突消解策略。

(1) 专一性排序。如果某条规则的条件部分所规定的情况比另一条规则的条件部分所规定的情况更具体,则这条规则具有较高的优先级。本策略优先使用针对性更强的产生式规则。例如:

Rule1: if A and B and C then E

Rule2: if A and B and C and D then F

如果规则数据库中 A~D 均为正,这时 Rule1 和 Rule2 都与规则数据库相匹配,但由于 Rule2 的条件部分包括了更多的限制,即所规定的情况更具体,因此具有较高的优先级。

(2) 规则排序。规则排序表示启用了优先级。

(3) 数据排序。数据排序就是把规则条件部分的所有条件按优先级排列起来,当发生冲突时,首先使用在条件部分包含较高优先级数据的规则。

(4) 就近排序。就近排序就是把最近使用的规则放在最优先的位置。如果某条规则经常被使用,那么它再次被使用的可能性很大,则倾向于更多地使用该条规则。

(5) 上下文限制。上下文限制就是把产生式规则按所描述的上下文条件分组,在某种上下文条件下,只能从与其相对应的那组规则中选择可应用的规则。这种策略不仅能够减少冲突,还缩减了搜索范围,因此推理效率更高。

(6) 匹配度排序。在不精确匹配中,为了确定两个模式是否可以匹配,需要计算这两个模式的相似度,当其相似度达到某个预先规定的值时,即认为它们是可匹配的,此时相似度

又称为匹配度。若有多条规则匹配成功，则按照匹配度大小决定哪个规则优先被应用。

(7) 条件规模排序。如果有多条产生式规则生成的结论相同，则要求条件最少的产生式规则被优先应用。因为条件越少，匹配时间越少。

在具体使用上，不同的系统模型可能采取的策略不一样，也可能使用上述多种策略的组合，其宗旨就是减少冲突的发生，提高推理的速度。选择冲突消解策略的方法需要由启发式知识决定。

3.5 不确定性推理靠谱吗

现实世界中存在着大量不确定性问题。不确定性来自人类主观认知与客观实际之间的“差异性”。不确定性是智能性的一种表现，无论是人工智能还是人类智能都面临大量的不确定性判定的问题。

需要明确的一点是，不确定并不意味着未知，而是指针对既有的观测事实或者规则而言的一种“状态”。现实生活中存在大量不确定性问题，其产生的原因和表现形式也多种多样。例如，事件发生的随机性所导致的不确定性、自然语言中的歧义与模糊状态所导致的不确定性、人类知识不完备所导致的不确定性等。

一个智能系统面对“小明发烧了”这件事，其实就是要解决一个不确定性问题，因为发烧可能是因为流感，可能是新型冠状病毒感染，也可能是因为其他炎症。人类知识很多都是源自主观推断，是不确定和含糊的（含糊并不意味着错误）。由这些不确定的推理规则进行推理，形成的结论往往也是不确定的，这种推理被称为不确定性推理。我们已知的很多专家系统都是基于不确定性推理的。

某种程度上，人类智力的体现以及智能系统智能化的水平往往表现在处理不确定性问题的推理方面。因此，不确定性推理技术是人工智能一直以来的核心问题，也是本书后续章节专家系统的基础技术之一。关于不确定性推理，先后产生了众多的理论与推理方法，在人工智能领域比较有代表性的主要有概率论、证据理论、模糊集合论等。接下来以模糊推理为例，带领大家体会不确定性推理的妙处。

3.5.1 模糊逻辑与模糊推理：推理技术发展中的一面大旗

一个概念有其内涵和外延之分。所谓**内涵**，是指符合此概念的对象所具有的共同属性；所谓**外延**，是指符合此概念的对象组成的集合。集合可以用来表示概念，集合的运算可以用来表示推理。

传统集合论认为，论域（Universe of Discourse）上的对象要么完全属于某个概念的外延，要么完全不属于该概念的外延，二者必居其一，且仅为其一。也就是说，传统意义上的集合只

能表征“非此即彼”的确切概念或确定性现象。这里的论域可以理解为一组对象的集合。例如，在一个数学文本中，论域可能是所有的数；在一个物理学文本中，论域可能是所有的物理现象；在一个语言学文本中，论域可能是所有的语言符号等。

论域可以形式化地记为 U ，即设论域 U 为一组对象的集合，记作 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ ， u_i 表示 U 的元素。

在传统二值逻辑框架下，集合要求界限分明，元素 u_i 属于集合的隶属（程）度，只能取“0”或者“1”这两个数值，“1”表示属于，“0”表示不属于。在传统二值逻辑中，真假状态界限分明，这种外延的分明对应的就是内涵的确定性。但现实中总会存在一些对象既不“完全属于”又不“完全不属于”某个概念的外延，因此无法解释临界状态时的不确定性。大量模糊的概念没有明确的外延，例如，基于传统的集合论无法“精确化”地刻画“中等身材”“温水”或者“老人”这类词语的概念，于是产生了模糊集合论。

1965 年，扎德（Zadeh A. Lotfi）创立了模糊集合论，成为经典集合论的重要扩充。扎德为了运用自然语言进行推理，对自然语言中的模糊概念进行了量化描述，提出了模糊集合、语言变量、语言值和可能性分布等一系列概念及理论。“模糊集合”概念的提出与传统的集合论相对应，模糊集合论把语义概念看作一个模糊集合，具有边界开放和不确定的性质，其集合元素属于集合的隶属（程）度除了 0、1 两种取值，还可以是二者之间的任意实数值。

模糊逻辑（Fuzzy Logic）以多值逻辑为基础，利用模糊集合和模糊规则来处理“模糊性”信息所带来的不确定性推理问题。所谓模糊性，主要指信息对象差异不分明，也就是客观事物在差异的中间过渡时所呈现的“亦此亦彼”性。例如，水的温度是非常确定的客观信息，然而温水（水温适中）却不是，即温度多少度才算水温适中，这个边界并不确定，不同人的主观认知可能会不一样，因此具有模糊性和主观性。

模糊逻辑利用隶属函数的概念来区分模糊集合、处理模糊关系和推理。经典的推理模型要求规则是明确的，同时输入必须与规则前提相同，才能得到与后面结果相同的结论。然而在现实生活中，有许多推理过程是基于模糊信息和模糊规则的近似处理过程。

模糊推理是建立在模糊集合和传统二值逻辑三段论的基础上发展起来的一种不确定性推理方法，利用模糊语言规则，推导出一个近似的模糊判断结论。模糊推理方法主要包括 Zadeh 法、Baldwin 法、Tsukamoto 法和 Yager 法等。

3.5.2 模糊思维表达：模糊集合的“精确”存在

事实上，模糊推理是模糊思维的一种数学表达。模糊推理的实现基础是，模糊集合可以通过一系列“计算”精确得到。为了更好地理解该过程，我们需要熟悉几个基本定义。

1. 模糊隶属函数（Membership Function）

模糊隶属函数是论域 U 在 $[0, 1]$ 区间的任一映射 $\mu_F : U \rightarrow [0, 1]$ ，如果可以通过映射确定 U

的一个模糊集合 (Fuzzy Set) F , 那么 μ_F 称为 F 的隶属函数 (Membership Function), $\mu_F(u_i)$ 表示 u_i 对模糊集合 F 的隶属度 (Grade of Membership), 也就是 u_i 属于模糊集合 F 的程度或等级。

对于模糊集合 F , 可将其表示为元素 u_i 与其隶属函数 $\mu_F(u_i)$ 的序偶集合, 记为

$$F = \{(u_i, \mu_F(u_i)) | u_i \in U\}$$

显然, 当 $\mu_F(u_i)$ 仅取 0 和 1 两个值时, 模糊集合 F 便退化为一个普通集合了。隶属度越接近 1, 属于的程度越高; 隶属度越接近 0, 属于的程度越低。

例如, 若以人的年龄作为论域, 以 O 和 Y 为年老和年轻两个模糊集合, 它们的隶属函数分别是

$$\mu_O(x) = \begin{cases} 0 & , 0 \leq x \leq 50 \\ \left[1 + \left(\frac{x-50}{5}\right)^{-2}\right]^{-1} & , x > 50 \end{cases}$$

$$\mu_Y(x) = \begin{cases} 1 & , 0 \leq x \leq 25 \\ \left[1 + \left(\frac{x-25}{5}\right)^2\right]^{-1} & , x > 25 \end{cases}$$

需要注意的是, 模糊集合与传统集合都由隶属函数定义, 二者的区别是, 前者是连续隶属函数, 后者是离散隶属函数。

在隶属函数问题上, 本质上不存在不确定性问题, 因为这两个函数都是确定性函数, 只不过一个是连续, 一个是离散而已。

2. 模糊集合 (Fuzzy Set)

对一个离散且有限的论域 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$, 一个模糊集合可表示为 $F = \{\mu_F(u_1), \mu_F(u_2), \dots, \mu_F(u_n)\}$ 。

例如, 在“水温适中”情景中, 对于不同的温度数值, 为每个元素指定一个隶属度, 表示为

$$\begin{aligned} & \{\mu_F(0) = 0.0, \mu_F(10) = 0.0, \mu_F(20) = 0.33, \mu_F(30) = 0.0, \mu_F(40) = 1.0\} \\ & \mu_F(10) = 0.0, \mu_F(20) = 0.33, \mu_F(30) = 0.67, \mu_F(40) = 1.0, \mu_F(50) = 1.0, \\ & \mu_F(60) = 0.75, \mu_F(70) = 0.5, \mu_F(80) = 0.25, \mu_F(90) = 0.0, \mu_F(100) = 0.0\} \end{aligned}$$

则其模糊集合可表示为

$$F = \{0.0, 0.0, 0.33, 0.67, 1.0, 1.0, 0.75, 0.5, 0.25, 0.0, 0.0\}$$

但该表示方法没有表示出论域中的元素与其隶属度之间的对应关系, 因此可以引入进一步的模糊集合表示方式 (Zadeh 表示法), 它为论域中的每个元素都标上其隶属度, 再用“+”把它们连接起来, 即

$$F = \mu_F(u_1) / u_1 + \mu_F(u_2) / u_2 + \dots + \mu_F(u_n) / u_n$$

按照这种表示方式, “水温适中”的模糊集合则可写为

$$F = 0.0/0 + 0.0/10 + 0.33/20 + 0.67/30 + 1.0/40 + 1.0/50 + 0.75/60 + 0.5/70 + 0.25/80 + 0.0/90 + 0.0/100$$

注意，该式不是分数式的连续求和运算，仅仅是 Zadeh 表示模糊集合的一种记号，可以理解为“温度数值”这个论域 U （上面这个例子中 $U = \{0, 10, \dots, 100\}$ ）的各种温度隶属情况的一个概括。每项中的“/”表示“对应于”或“属于”，分母位置放置的是论域 U 的元素，分子位置放置的是该元素的隶属度。在一些模糊系统的具体应用上，这样的表示方式比较方便。

3. 语言变量

语言变量用于定量表示一种概念或一个论域，实现对定性概念的定量化和定量数据的定性模糊化。一个语言变量可定义为多元组 $\{x, T(x), U, G, M\}$ ，其中 x 为语言值； $T(x)$ 为 x 的词集，即语言值名称的集合； U 为论域； G 为产生语言值名称的语法规则； M 为与各语言值含义有关的语法规则。

语言变量的每个语言值对应一个定义在论域 U 中的模糊集合。语言变量的基本词集将模糊概念与精确值相联系。例如，在某温度控制系统中，把温度作为一个语言值，其词集 $T(\text{温度})$ 可为

$$T(\text{温度}) = \{\text{超高, 很高, 高, 适中, 较低, 很低}\}$$

3.5.3 模糊关系及其运算：把 0~1 的灰色地带表示出来

在现实世界中，事物通常不是“非此即彼”的，存在一定的“灰色地带”。

1. 模糊关系

给定两个集合

$$A = \{\text{巧克力, 草莓}\}$$

$$B = \{\text{蛋糕, 牛奶, 糖果}\}$$

其笛卡儿积 $A \times B$ 为

$$A \times B = \{(\text{巧克力, 蛋糕}), (\text{巧克力, 牛奶}), (\text{巧克力, 糖果}), (\text{草莓, 蛋糕}), (\text{草莓, 牛奶}), (\text{草莓, 糖果})\}$$

关系是笛卡儿积的一个子集，例如，关系 $R = \text{“包含糖果”}$ ，可定义为 $A \times B$ 的子集

$$R = \{(\text{巧克力, 糖果}), (\text{草莓, 糖果})\}$$

一个关系联系了两个论域之间的元素，通常也称为一个映射（Mapping），记为“ $\rightarrow$ ”。在上述例子中，关系 R 是 $A \rightarrow B$ 的映射，即 A 中的巧克力映射或联系 B 中的蛋糕、牛奶或糖果。

模糊关系是笛卡儿积论域上的一个模糊集合。具体来讲，若 U, V 是两个非空的模糊集合，

则其笛卡儿积 $U \times V$ 中的关系 R 称为从 U 到 V 的模糊关系，表示为

$$U \times V = \{((u, v), \mu_R(u, v)) | u \in U, v \in V\}$$

其中， $\mu_R(u, v)$ 为 R 中元素 u 、 v 的隶属函数。

2. 模糊关系的运算

在具体实现上，模糊关系的运算是通过定义模糊集合来完成的，可以将传统集合上的逻辑运算（并、交和补运算）扩展到模糊集合。

设 A 和 B 为论域 U 中的两个模糊集合，其隶属函数分别为 μ_A 和 μ_B 。

(1) A 与 B 的交（逻辑与）记为 $A \cap B$ ，其隶属函数定义为

$$\mu_{A \cap B}(\mu) = \min\{\mu_A(\mu), \mu_B(\mu)\}$$

例如，对于给定隶属函数 $\mu_A(\mu_N) = 0.85$ ， $\mu_B(\mu_N) = 0.75$ ，其隶属函数为

$$\mu_{A \cap B}(\mu_N) = \min\{\mu_A(\mu_N), \mu_B(\mu_N)\} = \min(0.85, 0.75) = 0.75$$

如果 u_i 表示某款产品， A 表示它隶属于“物美”这个模糊集合（隶属度为 0.85）， B 表示它隶属于“价廉”这个模糊集合（隶属度为 0.75），这款产品属于“物美价廉”的程度就是 0.75，属于“价不廉”的程度是 0.25。于是通过模糊集合的形式，传统的二值逻辑就被广义化了。

(2) A 与 B 的并（逻辑或）记为 $A \cup B$ ，其隶属函数定义为

$$\mu_{A \cup B}(u_i) = \max\{\mu_A(u_i), \mu_B(u_i)\}$$

例如，对于给定隶属函数 $\mu_A(u_i) = 0.85$ 和 $\mu_B(u_i) = 0.75$ ，其隶属函数为

$$\mu_{A \cup B}(u_i) = \max\{\mu_A(u_i), \mu_B(u_i)\} = \max(0.85, 0.75) = 0.85$$

(3) A 的补（逻辑非）记为 $\bar{A}$ ，其隶属函数定义为

$$\mu_{\bar{A}}(u_i) = 1 - \mu_A(u_i)$$

例如，对于给定隶属函数 $\mu_A(u_i) = 0.75$ ， $\bar{A}$ 的隶属度函数为 $\mu_{\bar{A}}(u_i) = 1 - 0.75 = 0.25$ 。

常规集合的许多运算特性对于模糊集合也同样成立。假设模糊集合 $A, B, C \subseteq U$ ，则其并、交和补运算满足幂等律、交换律、结合律、分配律、吸收律、同一律、复原律、对偶律和互补不成立等基本规律。例如：

幂等律： $A \cup A = A$, $A \cap A = A$

交换律： $A \cup B = B \cup A$, $A \cap B = B \cap A$

结合律： $(A \cup B) \cup C = A \cup (B \cup C)$

$$(A \cap B) \cap C = A \cap (B \cap C)$$

3. 模糊语言规则

在模糊系统中，领域中的专家知识和经验一般由模糊语言规则来描述，形式为

if 前提 then 结论

一个模糊语言规则的前提和结论是包含语言变量的命题，通常表示为

if 语言变量 is 模糊集合 then 动作

4. 模糊蕴含关系

在模糊逻辑中,上述模糊语言规则形式化为模糊蕴含关系,用来支持模糊推理。给定两个模糊集合 A 和 B ,由 $A \rightarrow B$ 表示的模糊蕴含关系是定义在 $U \times V$ (U 和 V 是两个非空模糊集合)上的特殊模糊关系,常用的模糊蕴含关系算子及隶属函数包括模糊合取、模糊析取、基本蕴含、命题演算、GMP 推理、GMT 推理等。具体运算表达详见第 5 章。

3.5.4 模糊推理的应用:让模糊理论“咸鱼翻身”的场景

自 1965 年扎德提出模糊集合论以来,模糊集合和模糊决策支持系统得到广泛发展。例如,作为模糊理论最主要分支之一的模糊逻辑就对控制论和计算机科学、医学医疗诊断等产生了实际的影响。模糊逻辑与可能性理论也已经被广泛应用于专家系统和智能控制领域。基于模糊推理,医生可以根据病人的模糊性症状做出正确的诊断,艺术家也不用精准测量就能绘制出美丽的风景画。

可以说,模糊理论是打破人工智能缺乏灵活性这一局限的有力武器,例如,在现有的形式化算法语言中加入自然语言的模糊算法语言和已经制成的 Fuzzy Theory Data System (FTDS) 模糊系统语言;在模式识别领域的应用更是数不胜数,如印刷体/手写体文字识别、指纹识别、医学图像(心电图、脑电图、癌细胞造影)识别等。如今,高效信息检索领域的模糊检索、气象预报中的模糊信息综合预警、经济领域的决策支持系统、智能控制领域的交通管理等均离不开模糊理论的支持。

模糊理论在数学(包括聚类论、博弈论、拓扑学等领域)中也有广泛应用。先后产生了众多重要的研究成果,如模糊代数、模糊统计学、模糊群论、模糊图论、模糊环论等。

模糊语言学的深入研究促进了模糊数学的发展,模糊数学创始人 Zadeh 教授亦认为“模糊集合论这个分支是从语言学方法的引入开始的,它转而又推动了模糊逻辑的发展”。目前,许多模糊数学的著作中都列有专门的章节讨论模糊语言学。语言的模糊性催生出了模糊集合论,模糊集合论的产生又为一切涉及模糊性的学科领域奠定了描写其特有模糊性质或现象的基础。

3.6 常识推理

3.6.1 何谓常识

“常识”是具有社会性的,如果不加约束,应该是一个群体成员具有或应该具有的知识。例如,“人有两只手”“兔子有四条腿”“太阳从东方升起”。当利用计算机实现很多智能任务时,需要计算机理解这些常识,并进行相应的推理。例如,对于小学生而言都很简单的“鸡兔同笼”

问题，如果利用计算机求解，就必须让计算机具备“兔子有四条腿、鸡有两条腿”的基本常识。

常识推理（Common-sense Reasoning）需要获取特定方面的相关信息，基于背景知识或者世界知识对该场景其他方面的信息做出推断，是人工智能领域的重要分支。在计算机视觉、自然语言理解、机器人操作、路径规划等许多人工智能场景下都发挥着重要作用。常识推理的目的是帮助计算机学习常识知识，并利用所掌握的知识进行深层次的理解及推理，是实现真正意义上的“让机器能理解、会思考”的关键所在，也是让人工智能产品更具实用价值的突破口。可以说，常识推理的进展及关键技术的突破对人工智能的发展具有举足轻重的意义。

3.6.2 常见的常识推理

常见的常识推理主要包括定性推理、时间推理、空间推理、分类推理等。

定性推理：主要分析和推理具有内在关联的数量之间的变化。例如，如果密闭容器的温度升高，那么容器内的压力就会增大。定性推理已在物理学、生物学、工程学等领域被广泛应用。

时间推理：主要研究关于时间、持续时间、时间间隔等的表示和推理。代表人物詹姆斯·艾伦设计实现了可以使计算机对一些时间概念进行推理的模型，比如“之前”“同时”“此时此刻”等。同时，他是很多 NLP 对话系统的设计者，结合了人工智能领域的认知表示技术和统计学知识等。

空间推理：从具体的人工智能领域产生的推理问题，如计算机视觉、机器人控制和导航、大众心理学等。目前，空间推理的挑战主要体现在空间信息很难用几何语言加集合论的方式表示、空间推理涉及复杂理论的任意定理证明、空间推理的信息一般是不完全的。

分类推理：分类推理往往基于某种分类树，例如生物学（动植物）分类树、社会组织关系分类树等，同时基于两类基本关系：Inst(e, c)和 IsA(c, d)，及其扩展关系：属性、整体部分关系、因果关系、用途关系等。

尽管常识推理在众多领域取得了显著进展，但仍然面临许多挑战。很多看似简单的情景很可能具有相当大的逻辑复杂性。许多涉及常识及推理的领域仍处于常识理解的初级阶段，甚至尚未开始研究。绝大多数涉及常识推理的领域还远远没有达到人类期待的深入理解的程度。

常识推理经常涉及合情推理。**合情推理**（Plausible Reasoning）是指人们根据已有的信息进行看似合乎逻辑的推理，但这样的推理结果未必是正确的。尽管合情推理已被广泛研究了数年，但仍是常识推理中极具挑战性的问题之一。

同许多领域一样，常识推理不可避免地会出现长尾问题。**长尾问题**（Long Tail）指的是高频样本或数据仅占整体对象非常少的一部分，而更多的是那些低频样本或数据。

机器往往很难分辨出合适的抽象层次。例如，人不小心跌落河中，机器在推理时并不知道“人不小心跌落河中，人身上穿的衣物会湿透”这一特定事实，但它可能知道更一般的规则：“物品沾水，该物品会浸湿”。但如何更通用、更普适地制定此类规则是目前面临的技术挑战，值得人们深入思考。

3.6.3 常识推理的主要技术

(1) 基于知识的方法：由专家分析常识推理所需要的特征，进而手工建立知识表示的方法和常识推理引擎，还包括基于数学的方法、基于机器学习和大规模数据库的方法。

(2) Web 挖掘方法：此类方法主要尝试利用 Web 挖掘技术从 Web 文档中提取常识。

(3) 基于众包的方法：为了避免 Web 挖掘方法中存在常识结果不一致性等问题而提出的一类方法。

(4) 基于外部知识的方法：这里引入的外部知识可以是结构化的知识图谱（如 Concept-Net），也可以是非结构化的文本语料（如 Wikipedia）。

目前，基于外部知识的常识推理方法是研究热点，核心难点主要体现在如何在外部知识库中快速检索相关的知识，并有效地、可解释地应用在系统中，以及如何设计出更好的常识推理模型可解释性的衡量指标。

本章小结

一个智能系统不仅需要拥有尽可能多的知识，还应该能够高效地利用这些知识，也就是运用知识进行推理和求解问题。智能系统的推理过程实际上就是机器思维的过程。按照推理过程运用知识的确定性程度，推理可以分为确定性推理和不确定性推理。现有大多数专家系统都是基于不确定性推理开发的。

模糊性是自然语言的本质特性之一。语言的模糊性反映了思维的模糊性，人对自然语言的理解本质上也是模糊的。美国科学家 T.Winograd 在其建立的第一个人机对话实验系统的实践中指出“看来，人工智能的许多研究工作正是因为过分注意句法，忽视语义而遭到损害。……模糊不仅对人类而言比较合适，而且对机器（人）而言更为有效。”

人类能够根据不精确和不完整的信息进行决策，而且日常生活中倾向于用简单、自然的语言进行控制策略的描述。例如，如果室温过低，将温控（按钮）调整至高档；如果室温适宜，将温控（按钮）调整至中档，但这种方法不容易在逻辑范畴要求严格的计算机程序中实现。如果利用模糊逻辑，就能够赋予计算机理解“不精确”信息的能力，模糊逻辑为模糊规则提供了一种系统化的解释方式。

参考文献

[1] 贲可荣，张彦铎．人工智能[M]．3 版．北京：清华大学出版社，2018．

- [2] Malik Ghallab, Dana Nau, Paolo Traverso. Automated Planning : theory and practice[M]. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2004.
- [3] L. A. Zadeh. Fuzzy Sets. Information and Control[J]. Academic Press, 1965, 8(3): 338-353.
- [4] J. A. Goguen. On Fuzzy Robot Planning [C]. Fuzzy Sets and Their Applications to Cognitive and Decision Process . Academic Press, 1975:429-447.
- [5] J. F. Allen. Maintaining knowledge about temporal intervals[J]. Communications of the ACM, 1983, 26(11): 832-843.
- [6] L.A. Zadeh. Generalized theory of uncertainty (GTU)-principal concepts and ideas[J]. Computational Statistics and Data Analysis, 2006, 51(1): 15-46.
- [7] John McCarthy. Programs with common sense[M]. New York: and MIT Computation Center, 1958:1-10.
- [8] Erik. T. Mueller. Commonsense reasoning : an event calculus based approach[M]. 2nd ed. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2015.
- [9] E. Davis. Logical formalizations of commonsense reasoning: A survey[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2017, 59: 651-723.
- [10] E. Davis, G. Marcus. Commonsense reasoning and commonsense knowledge in artificial intelligence[J]. Communications of the ACM, 2015, 58(9): 92-103.

思考题

1. 试分析总结正向推理与逆向推理各自的优缺点。
2. 结合你自己的学习或者工作和生活的场景，简要说明不确定性推理的概念是什么？
3. 你认为，不确定性推理和确定性推理哪一个“更靠谱”？
4. 专家系统中为什么普遍采用不确定性推理？
5. 不确定性推理需要解决的基本问题有哪些？
6. 形式化语言是否同自然语言一样具有模糊性？
7. 请简述模糊逻辑的基本概念。
8. 你认为，选择哪种常识观念才能满足我们对常识推理研究的需要？