从“3) DSC 树[[6](#_bookmark125)] 鉴于将自然语言话语转换成上述两种表示形式非常困难，Liang 等人[[6](#_bookmark125)]试图将该任务简化成一个约束满足的问题。XXXX”这里开始到“它的设计原则是：先利用简单的、ConceptNet 类的方法，尽可能地表示，但之 后在必要的情况下使用更复杂的表示工具。大多数“表示工具”都来自传统逻辑， 而不是谓语逻辑，但必要时也使用与“明确量词关系”相对应的节点和链接。” 全部替换成下列内容。

3) DSC树的表示方法

鉴于将自然语言话语转换成上述两种表示形式非常困难，Liang[[9](#_bookmark125)] 等人试图将该任务简化成一个允许进行高效推理的约束满足的问题。为此，他们提出了一种新的知识表示方式：基于依存的组合语义树(Dependency based Compositional Semantics Tree，以下简称DCS树)，并通过预先设定的触发词和谓词的约束来高效地将自然语言转换成DCS树的表示形式，如单词city将会触发相应的谓词city。DCS树通过树的形式来构建逻辑表达式，它与依存句法树平行，为自然语言的语义解析提供了很多便捷。尽管该方法的提出只针对小规模数据集合上和预先设定的触发词表，但不难通过语义角色标注和浅层语义分析抽取出语句中的谓词等自动方法来代替这些人工编写的词汇表，从而扩大该方法的应用规模。此外，该表示方法还能结合大规模的事实数据库，如Freebase[[10](#_bookmark125)] 或者Google的知识图表，可以通过简单的语义角色标注和基于对先前观察的语句来填充语义空槽，从而实现对现有问答系统的扩展。

尽管DCS树的表达方式在有限领域和数据集合上能达到较好的效果，但从其研究[[11](#_bookmark125)] 来看，该表示方法的表达能力仍然是个悬而未决的问题，目前也没有任何相关研究表明其表达能力与一阶谓词逻辑的表示方法相当。从另一个角度来看，DCS树的表达方式受数据库查询语言的启发[[5](#_bookmark125)] ，通过数据库查询语言来表示自然语言语句的语义为知识表示提供了一个全新的思路，并不仅因为它将数据库查询语言的成熟研究也应用到语义表示和学习方面，而且它也实现了在约束满足条件下有效进行逻辑推理和蕴涵[[13-15](#_bookmark125)] 。然而即使数据库查询语言相当成熟，但其表达能力仍然是非常有限的，因为这些语言除了无法表示聚合函数和相关的算术运算，还无法表达递归查询[[12](#_bookmark125)] ，但递归结构在自然语言中显然是相当常见的，这在一定程度上间接说明了DCS树的表达能力不一定足够用于实用的自然语言处理应用领域。

4）语义网络表示法

语义网络的知识表示是人工智能和自然语言处理等领域的又一种经典的知识表示方式，它主要用于表示陈述性知识。语义网络在形式上是一个加权有向图，其中有向图的结点表示某个概念、对象、事件或状态等，边（也称为弧）则表示结点之间的语义关系。

语义网络中的语义关系通常包括实例关系（ISA，用于表示实体结点和类结点之间的关系，如“史努比”和“狗”）、泛化关系（AKO，用于表示类结点与抽象层次更高的类结点，如“鲸鱼”和“哺乳动物”）、部分整体关系（Part-of，用于表示结点与其组成成分之间的关系）以及属性值关系（用于表示个体的各属性和对应的属性值之间的关系，通常使用语义网络中的边来表示属性，用边所指向的结点来表示该属性的值）。除此之外，语义网络还能表示以谓词或关系为中心组织语义关系，还可表示不同子网络之间的逻辑关系，如析取、合取、否定和蕴涵等。

语义网络的知识表示体系所采用的推理机制主要有匹配和继承，继承一般通过匹配和搜索来实现。在问题求解时，可以根据问题的描述来构造一个语义网络片段，并在语义网络知识库中查找可以与该语义网络片段匹配的子网络，然后根据查找到的匹配来回答问题。

目前被广泛使用的基于语义网络的知识表示库有ConceptNet[[16](#_bookmark125)] 和谷歌的知识图谱等。语义网络非常符合人类的思维习惯，其表达方式自然、简洁，易于理解。表达能力方面，语义网络不仅可以表示事物的属性状态、行为动作、目标功能等，而且还能表示事物之间的关联，为人工智能和自然语言处理等相关系统提供了便捷的知识推理平台，但是语义网络也面临着诸多挑战，首先，语义网络的形式过于简单，很难表达相对复杂的关系类型，复杂关系的引入很容易增加语义网络的复杂度，从而使知识的储存和检索过程变得相当复杂，甚至难以实现。其次，语义网络中的语义关系查询和推理往往需要计算复杂度非常高的图算法，而且基于图的算法一般可扩展性差，这就直接导致，在知识库达到一定规模后，将面临着计算效率问题的挑战。最后，该表示方法还面临着严重的数据稀疏问题的挑战，对那些在语义网络中对外连接较少的实体，意味着涉及到它们的路径很少，这导致图算法对其相关路径查询和逻辑推理带来很大的难度。

上述的几种表示方法都可以看成是刚性表示方法，因为它们都无法在逻辑推理和蕴涵过程中处理非确定性。然而真实世界中大部分知识都是非确定性的，近年来也有将概率引入到这些传统的知识表示方法中，如[[18](#_bookmark125)] 中将依存树转换成准概率逻辑形式，并使用了马尔科夫逻辑网络[[19](#_bookmark125)] 进行语义解析，这样一来，该方法既能进行逻辑推理和蕴涵，同时处理其中的不确定性。然而，该表示仅限于表达一些基本形式的语句，[[20](#_bookmark125)] 将上述工作中的表示继续简化，在马尔科夫逻辑网络中使用了Pitman-Yor随机过程来对谓词和变量之间的概率依存关系进行建模，使其更适用于简单的角色标注的形式。这些仅仅是在传统逻辑表示上引入了概率随机过程等，下面我们将简单介绍一些基于概率逻辑的知识表示方法。

2. 基于概率逻辑的知识表示法部分

随着大数据技术的不断发展，不确定性的知识表示和管理在人工智能各领域越来越被重视起来，如上所述，基于概率逻辑的知识表示使得知识表示库能以认知概率形式来储存世界知识中的不确定性。因此，近年来，基于概率逻辑形式的知识表示方法不断涌现并广泛应用于各类学习系统中，如马尔科夫逻辑网（MLN），归纳逻辑编程（ILP），概率逻辑编程（PLP），贝叶斯逻辑编程（BLP），随机逻辑编程（SLP），随机关系模型（SRM），概率关系模型（PRM）等等。篇幅关系，我们这里只简单介绍和本文所使用的知识表示方法相似的几个典型的基于概率逻辑的表示方法。

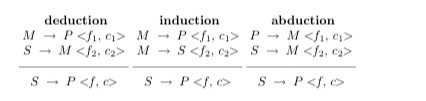
贝叶斯逻辑编程 (Bayesian Logic Programs，以下称BLP) [[21](#_bookmark125)] 采用贝叶斯网络来表示知识，其中节点表示命题子句，它是众多“概率Prolog”中的一种。BLP可以用于表示任意带概率的Prolog形式的关系，并能通过逻辑推理来传播这些概率。BLP中维持了概率层次上的“直接因果影响”和逻辑层次上“间接推理”的同构关系，使得该结构中的概率和逻辑推理能达到一致，而无需借助棘手的混合模型。Puech\cite{Puech2003}对BLP的表达能力进行深入研究，并将其与SLP（Stochastic Logic Programs）的表达能力进行对比，其结果显示SLP能将同样的知识表示成BLP的一个子类。但BLP中的推理机制（即通过结构化的EM算法来查找BLP结构）却比SLP要简单的多，而SLP中的推理机制是被公认为非常困难的[[22](#_bookmark125)] 。然而，由于BLP依赖于Prolog，也继承了Prolog的不足之处，如依赖于特定的逻辑表达式归一化、缺少可扩展的推理机制等。

马尔科夫逻辑网（Markov Logic Network，以下称MLN）最初由Domingos等人提出[[19](#_bookmark125)] ，MLN采用一阶谓词逻辑来表示实体之间的逻辑关系，采用马尔科夫网络形式的概率图模型来推理其中的概率分布。其基本思想是使一阶谓词逻辑中的硬性规则约束有所松弛，换句话说，当一个可能世界违反了其中某条规则，这个可能世界存在的概率很低，而并非直接设为0。MLN对每条规则都设定一定的权值，用来表示这条规则对可能世界的约束力，当一个规则的权值很大，那么违反该规则的可能世界存在的可能性就越低。MLN较好地结合了一阶逻辑和概率图模型的复杂性和不确定性表示，因此在该领域曾被广泛应用，如(Huynh and Mooney, 2008; Mihalkova, Huynh, and Mooney, 2007; Mihalkova and Mooney, 2007)，其中也包括在NLP的一些领域上的应用，如实体抽取和语义关系抽取等。然而，由于在概率图模型中的推理复杂性，MLN近几年来慢慢失去了热度(Beltagy, Chau, Boleda, Garrette, Erk, and Mooney, 2013)。MLN假设整个网络都是基于一个概率分布的，这显然也不太合常理，而本文采用的PLN以及下面要介绍的NARS[[24](#_bookmark125)] 就刻意避开这样的假设。

与传统的知识表示方法相比，上述的知识表示方法的有点在于能在逻辑中表示认知的不确定性，然而，这些这些表示结构都是离散的，无法用来推理句子之间的相似度。因此[[22](#_bookmark125)] 提出了PLP（Probabilistic Similarity Logic ）来引入原子之间的距离衡量机制，但目前只能用于简单的不确定性逻辑推理中。本文的认知对话系统中所使用的概率逻辑网（Probabilistic Logic Network，以下称PLN）也有类似的地方，且能够将其他非语言渠道（如机器视觉感知）获得的相似度通过概率推理整合得到句子之间的相似度，并整合到其他的逻辑关系（如继承关系）中。

Pei的NARS[[24](#_bookmark125)] 引擎运用了传统逻辑推理法，并引入了独特的数学理论来管理传统逻辑关系中的不确定性。但NARS是构建在经验的基础上，而不是基于模型轮语义。 在许多方面，我们所使用的PLN逻辑形式化体系与NARS有类似的地方，但也存在巨大差异。PLN在一套独特的数学理论基础上同时采用了传统逻辑和谓词逻辑，并且根据概率论和模糊数学理论来推导出不确定性真值的公式，而NARS的不确定性推理体系则基于原始的非逻辑形式。

图1.4中展示了基本演绎推理、归纳推理和外展推理公式。这些公式是PLN和NARS共有的。在每个关系式右边的<s,c>表示“每个关系的强度和置信度”。PLN和NARS使用不同的公式，从那些前提中推导（优势、信息）结论的真值。有关PLN的知识表示和推理机制我们将在第2.3节中进一步介绍。

图**1.4 NARS/PLN** 传统逻辑中演绎推理、归纳推理和回溯推理的形式

3. 组合分布式表示部分

分布式表示方法被用于词汇语义学领域已超过40年[[4](#_bookmark125)] ，该方法对词汇使用连续表示，也就是说，在表示一个词汇时，同时将其相邻的词也表示在二进制向量中，比较典型的例子就是被广泛使用的词袋模型（bag-of-words model）。但是这类表示方法无法表示较复杂的知识，因此逐渐被组合分布式的表示方法所取代。

Coecke, Sadrzadeh, and Clark (2010)提出了将连续分布表示方法和传统的组合表示方法结合起来用于知识表示，并使用张量积（tensor product）将信息从词汇层次带入到更高层次，然后使用线性函数将其映射到较低维度的句子空间中。Grefenstette[[26](#_bookmark125)] 指出该表示方法是可以用于表示非确定性的，还解释了其中的线性函数映射等同于非量化的一阶逻辑；但也证明了量化的一阶逻辑表示是无法通过线性函数映射得到的。因此，他在该文研究中引入了非线性映射用于获取量化的一阶逻辑表示。

组合的分布式知识表示方法还被用于语义建模领域中(Van de Cruys, Poibeau, and Korhonen, 2013; Hermann, Grefenstette, and Blunsom, 2013) 。它提供精确的表示，具有较好的表达能力，常被用于情感和角色标注方面的推理，而且能表示不确定性和句子的真值，目前该领域的研究主要集中于在句子空间中有效地进行语句的含义抽取和逻辑推理，但仍然有待深入研究。

本文采取了基于超图形式的知识表示Atomspace，并在该表示上使用了概率逻辑网络PLN进行知识推理和学习，这将在第二章中更详细地介绍。