**Integrating Knowledge and Learning**

人工智能面临的一大挑战是如何将连接主义系统（即神经网络）与符号表示相结合，以执行复杂的推理任务。符号表示是一种高度递归和声明性的知识表示方式，它以显式的方式定义知识，而神经网络则通过调整权重来隐式地编码知识。几十年来，连接主义和符号系统之间的融合一直被科学界所忽视。

基于不同的知识表示方式，我们可以将连接主义系统与符号表示相结合，将显式知识和隐式学习相结合，通过改进假设集、目标函数、优化目标和训练数据，提高模型的性能和泛化能力，从而更好地应对复杂的推理任务。

下面根据知识表示方式的不同，总结可以实现的优化方法：

**一、基于代数方程的方法**

代数方程将知识表示为由变量或常数组成的数学表达式之间的等式或不等式关系。方程可以用来描述一般的函数，或将变量约束到可行集，因此有时也称为代数约束（algebraic constraints）。

**（一）优化目标函数**

将约束问题以数学形式表达，并将代数方程整合至学习算法中。

例如，在支持向量机（SVM）中引入多面体集合形式的先验知识，以及利用凸函数理论将非线性先验知识转化为线性不等式等。

**（二）优化假设集**

代数方程本身被包含在假设集中，或者代数方程可以转换为神经网络的架构。

如物理嵌入式机器学习、利用领域知识使用MMC体系结构进行强化学习等。

**二、基于微分方程的方法**

微分方程是代数方程的一个子集，描述函数及其空间或时间导数之间的关系。

**（一）优化目标函数**

训练神经网络来近似微分方程的解，具体而言可以通过最小化模型的条件密度和由微分方程、边界条件确定的玻尔兹曼分布之间的距离来训练概率模型。

如结合物理模型的方程和似然函数，在不使用任何标记数据的情况下训练得到物理约束的深度学习模型。

**（二）优化假设集**

微分方程包含未知的时间、空间相关参数，从输入数据到输出数据的未知映射问题由已知的微分方程控制，通常将其称为系统状态，而神经网络可以对这些参数的行为进行建模，从而产生复杂结构，其中某些组件的函数形式是通过（部分）求解微分方程解析得出的。

例如对于海面温度预测问题，将从物理学中获得的一般知识作为设计高效的深度学习模型的指导，并建立与微分方程相关的解。

**三、基于仿真结果的方法**

模拟仿真可以产生计算机模拟的数值结果，这是对真实世界过程行为的近似模拟。模拟引擎通常使用数值方法求解数学模型，并产生基于特定参数的结果，它的数值结果是模拟结果，我们可以将其作为一种知识表示。

**（一）优化训练数据**

利用模拟仿真的数据，补充训练数据的不足。

**（二）优化训练过程**

模拟可以直接被集成到学习算法的迭代过程中。

**四、基于空间不变量的方法**

空间不变量描述的是在数学变换（如平移和旋转）下不变的特性，如果一个几何对象在某种变换下是不变的，那么它就具有对称性（例如，旋转对称三角形）。如果一个函数对其参数的对称变换有相同的结果，也可以称该函数为不变量。

**（一）优化训练数据**

利用数据增强扩充训练数据，如旋转、翻转、平移等。

**（二）优化假设集**

例如学习与旋转变换等价的表示。

**五、基于逻辑规则的方法**

逻辑提供了一种关于事实和依赖关系的形式化表示方法，并允许将普通语言的句子（例如，IF A THEN B）转换为形式化的逻辑规则。

**（一）优化假设集**

使用规则作为模型结构的基础。

**（二）优化训练过程**

通过添加附加的语义损失术语，优化训练过程。

**六、基于知识图谱的方法**

在知识图谱中，顶点（或节点）通常描述概念，而边表示它们之间的（抽象）关系（例如“男人穿衬衫”）。在普通的加权图中，边量化了节点之间关系的强度和方向。

可以将其整合到假设集中，通过使用与图像中其他对象的关系来促进关于特定对象的推断，具体而言，图推理层可以插入任何神经网络，并通过传播给定的知识图来增强给定层中的特征表示。

**七、基于概率关系的方法**

概率关系的核心概念是随机变量X，根据潜在的概率分布P（X）可以从中提取样本X。先验知识可以是对随机变量的条件独立性或相关结构的假设，甚至可以是对联合概率分布的完整描述。

**（一）与假设集结合**

以一种更复杂的方式将知识和贝叶斯推理结合在一起，例如，从知识和数据中学习网络结构。

**（二）与学习算法结合**

人类知识也可以用来定义信息先验，这种正则化信息会影响学习算法。

**八、基于人的反馈的方法**

通过设置人与机器间的接口，从人类反馈中获取知识。这可以用于优化学习算法，尤其适用于强化学习算法的奖励信号的反馈。