**基于量子神经网络的智能推荐系统理论和方法研究**

2．**项目的研究内容、研究目标，以及拟解决的关键科学问题**(此部分为重点阐述内容)**；**

**2.1研究内容**

量子机器学习近年来越来越获得科研界的关注，科研人员希望用量子计算机加速机器学习任务。虽然目前量子神经计算的研究还处于起步阶段，其理论远未成熟，但已有的理论分析和应用已经证明，与传统的神经计算比较，量子神经网络模型至少在以下几个方面具有明显的优势：(1)指数级的记忆容量；(2)量子神经网络采用少的隐层神经元却能有更高的性能；(3)学习速率快；(4)消除了灾变性的失忆现象；(5)单层网络可以解决线性不可分问题；(6)处理速度快(1010bits/s)；(7)规模小、稳定性和可靠性高；(8)处理的模式数或图像数目比较大。

在本项目中我们计划采用以下三条研究路线构建不同的量子神经网络模型架构，通过量子力学的特性重点解决传统推荐系统中训练速度慢、公平性、可解释性等问题。

(1)使用参数化量子电路构建量子循环神经网络模型。在使用参数化量子电路构建启发式算法的研究中，最近一个流行的方法是使用量子系统的希尔伯特空间来存储数据集的特征。在这种方法中，每个数据首先以量子状态编码，然后使用参数化的量子电路来提取经典上不容易处理的特征。在本研究中，我们试图构建一种参数化量子电路，用于学习时间序列数据，其结构类似于循环神经网络(RNN)。我们将准备构建的电路称为量子循环神经网络(QRNN)。

(2)将图注意机制和量子概率结合，对包含节点和节点之间相互作用的复杂图形结构信息进行建模，构造了一种量子图神经网络模型（QGNN）。QGNN模型是将节点中的粒子模拟为叠加状态且每个节点邻域作为混合状态的混合系统。通过混合操作集成邻域信息后，QGNN通过量子概率的测量操作更新节点。因此，QGNN设计也与量子概率保持一致具有明确的物理意义。

(3)在生成式推荐中，利用量子电路结构对大规模预训练语言模型（LLMs）的高效高秩微调，在可训练参数较少的情况下在生成式推荐上展现出优越的性能。

**2.2研究目标**

1）构建一种基于参数化量子电路的量子循环神经网络模型，解决推荐系统中用户-物品交互稀疏而导致模型训练速度慢的问题。

2）多线路有效解决智能推荐系统中多个复杂难题。

3）构建一中基于量子电路的高效微调生成式推荐模型，运用量子电路结构解决大模型中高效参数微调的问题。

**2.3拟解决的关键科学问题**

1）解决推荐系统中用户交互序列长度过长导致循环神经网络中出现梯度消失或者梯度爆炸的问题

循环神经网络在对推荐系统中用户交互序列训练的过程中，由于用户交互序列长度过长的问题，这容易导致循环神经网络遇到梯度消失或者梯度爆炸的问题。本项目提出的量子神经网络采用参数化量子电路，需要的网络层数更少。同时使用提出的量子激活函数参数还可以控制激活函数的形状以适应不同分布的数据集，有效解决梯度消失和梯度爆炸的问题。

2）解决推荐系统中用户-物品交互稀疏而导致模型训练速度慢的问题

传统的循环神经网络有着天然的劣势是它不能并行计算，因此在面对推荐系统中数据稀疏的问题时往往效果不佳。但是本项目提出的量子循环神经网络由于量子计算的天然并行性使其能够实现并行计算，因此能极大的提高计算效率。

3）解决推荐系统公平性问题

82定律是推荐系统中一个重要的定律。20%的热门物品占据了80%的曝光量，剩下80%的小众、长尾物品没有多少曝光机会，这给推荐模型带来了不公平性。本项目提出的三种量子神经网络模型在初始化时将每一个量子比特都制备成了量子叠加态，通过叠加态的特性使推荐系统有效增加热门物品推荐概率的同时保证小众物品适当的曝光概率，有效的解决推荐系统中的公平性问题。

4）生成式推荐问题

近年来，由于大语言模型的强大能力，大模型在众多领域被广泛应用。生成式推荐是一种将大模型应用于推荐系统的方法。这种推荐方法不同于传统的匹配式推荐，生成式推荐会主动“生成”用户可能感兴趣的内容或产品，而不仅仅是从已有的内容中筛选推荐。在生成式推荐中，由于大模型参数量巨大，对资源需求十分大，这导致使用大模型成本代价很高。高效微调是利用少参数量的情况下，能够表现出优越的性能，高效的微调方法一直是一个难点。本项目提出了一个基于量子电路的高效微调生成式推荐模型，通过将量子电路和高效微调方法结合，在更少的参数量的情况下，使大模型在生成式推荐上表现出更优异的性能。