

## 2026 级入学 保研/直博 学生考察

感兴趣同学可以从下面题目中选一道题目进行调研，将调研报告和个人简历等证明材料一起发邮件给我（kongyouyong@seu.edu.cn）。

### 题目一：大模型推理

#### 背景介绍

大语言模型通过大规模文本训练，擅长生成流畅文本和处理自然语言任务，但其推理能力在复杂逻辑和多步推导场景中常显不足。相比之下，推理大语言模型通过优化训练和算法设计，显著提升了逻辑推理、问题分解和自我验证能力，能够更精准地处理数学、科学和决策支持等复杂任务。

#### 调研要求

1. 围绕推理模型进行论文调研，从给定的参考论文开始进行发散式调研；
2. 调研结果应包含：
  - (1) 对推理模型的总结理解；
  - (2) 推理模型如何应用在你熟知的领域（如果你本科有接触过某些方向，如何应用在你的方向上）？
3. 调研成果以 PPT 形式展示。

#### 参考文献

- [1] Wei J, Wang X, Schuurmans D, et al. Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models[J]. Advances in neural information processing systems, 2022, 35: 24824-24837.
- [2] Guo D, Yang D, Zhang H, et al. Deepseek-r1: Incentivizing reasoning capability in llms via reinforcement learning[J]. arXiv preprint arXiv:2501.12948, 2025.
- [3] Weng, Lilian. "Why We Think". Lil'Log (May 2025). <https://lilianweng.github.io/posts/2025-05-01-thinking/>

### 题目二：图神经网络学习

#### 背景：

图神经网络（GNNs）在许多领域（社交网络、脑科学、蛋白质合成）发挥重要作用。抽象开来，基于图神经网络的任务主要可以分为节点分类、图分类和链路预测。其中，基于 GCN 的网络的核心思想是消息传递，简单来说就是节点  $i$  的特征经过 GCN 层后特征会与其邻居节点特征趋向一致。GCN 在推理阶段的一个问题是使用消息聚合的机制影响其速度，一种解决方法是使用 MLP 进行推理，通过知识蒸馏来让 MLP 学会 GCN 对图结构信息的捕获。这样在最终推理的过程中既能保证性能又可以保证快速的推理速度和更小的内存占用。

#### 要求：

- (1) 调研现有 GNN 的蒸馏方法，主要可以从以下几个方面展开：论文解决的问题，使用的

主要方法，做了哪些实验等。

(2) 任务不限，年份不限，附录提供了两篇论文作为参考。你可以将这两篇也放在你的调研中。

(3) 结果呈现形式可以是 PPT。

说明：

(1) 前置知识：GCN、知识蒸馏。(附录提供了对应的参考文献)

(2) 建议：调研不要求面面俱到，但也请注意不要过分浮光掠影，对于一些比较经典或基础的东西还是需要深入了解一些。

参考文献：

[1] Kipf T N, Welling M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks[J]. arXiv preprint arXiv:1609.02907, 2016.

[2] Zhang S, Liu Y, Sun Y, et al. Graph-less neural networks: Teaching old mlps new tricks via distillation[J]. arXiv preprint arXiv:2110.08727, 2021.

[3] Wu L, Lin H, Huang Y, et al. Extracting low-/high-frequency knowledge from graph neural networks and injecting it into mlps: An effective gnn-to-mlp distillation framework[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2023, 37(9): 10351-10360.

[4] Hinton G, Vinyals O, Dean J. Distilling the knowledge in a neural network[J]. arXiv preprint arXiv:1503.02531, 2015.

### 题目三：脑科学学习

背景：

脑科学具有重大的社会意义和应用前景，基于脑网络分析的疾病诊断（抑郁症等）能有效提高人们的生活质量。脑网络分析通常会涉及到多个模态的数据（fMRI、DTI、EEG 等），通过这些模态提供互补信息进行多模态融合，可以完成更好的下游任务。

抽象来看，和传统的 CV/NLP 相比，这里可以抽象为图数据（graph）的融合，不同模态的 graph 进行融合实现具体的下游任务。

要求：

(1) **【必做】** 调研多模态脑网络融合方法。主要可以从以下几个方面展开：论文针对的任务是什么，涉及到什么模态的数据，论文解决的问题，使用的主要方法，做了哪些实验等。graph 融合的论文也许有限，你可以考虑 image 模态且具有参考价值的论文做一些调研。

(2) **【选做】**：LLM 在脑科学（神经科学、生物医学等）的应用调研。LLM 的出现是一个奇迹，意味着我们可以做更多事情了。目前 LLM 一共有两条路，一是 OpenAI、Deepseek 的通用模型训练，一是针对特定领域的 AI4Science 应用，这里我们考虑后者。请调研目前一些将大模型应用到脑科学领域的工作。如果脑科学领域的工作不多，你也可以选择一些其他生物医学领域。

(3) **【选做】**：LLM 结合脑网络分析的调研。针对脑网络分析的 LLM 迁移是更有挑战性的工作。Graph 数据相比 Image 数据和 LLM 的结合更少一点。因此 LLM 结合脑网络分析的调研可能很少。你可以考虑一些通用的 GNN 和 LLM 结合的工作，并将你觉得可以迁移的工作记录下来。

(4) 任务不限，年份不限，附录提供了两篇论文作为参考。你可以将这两篇也放在你的调

研中。结果呈现形式可以是 PPT。

说明：

(1) 前置知识：GCN [1]、脑网络分析 [2]、多模态融合 [3]。(附录提供了相关的参考文献)

(2) 如果你对脑科学没有什么先验知识（大概率如此），你可能会被大量医学的知识吓到。我们可以用软件工程的思想去考虑，将数据预处理看成是一个黑盒子，我们只需要考虑“原始数据是什么”，“处理后得到了什么数据”即可。

(3) 相比于传统的机器学习领域，交叉领域意味着双倍的工作量。除了传统的会议，你还可以去这些交叉领域的会议期刊上查找论文（TMI、MIA、MICCAI、TNSRE 等）。

参考文献：

[1] Kipf T N, Welling M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks[J]. arXiv preprint arXiv:1609.02907, 2016.

[2] Li X, Zhou Y, Dvornik N, et al. Brainngn: Interpretable brain graph neural network for fmri analysis[J]. Medical Image Analysis, 2021, 74: 102233.

[3] Wei Z, Dan T, Ding J, et al. NeuroPath: A Neural Pathway Transformer for Joining the Dots of Human Connectomes[J]. arXiv preprint arXiv:2409.17510, 2024.

## 题目四：基于图神经网络的推荐系统

背景：

推荐系统需要处理大规模的数据，并在提升用户体验方面发挥着重要作用。图神经网络（Graph Neural Networks, GNNs）因其能够建模丰富的关系信息，已成为最有效的推荐系统模型之一。近年来，面向图结构数据的深度学习方法快速发展，尤其是图卷积网络（GCN），通过迭代聚合邻居特征，有效融合内容信息与图结构，显著提升了推荐性能。

要求：

(1) 调研现有基于 GNN 的推荐方法，主要可以从以下几个方面展开：论文解决的问题，使用的主要方法，做了哪些实验等。

(2) 任务不限，年份 2023-2025 年最好，附录提供了三篇论文作为参考。

(3) 结果呈现形式可以是 PPT。

参考论文：

[1] A Survey of Graph Neural Networks for Recommender Systems: Challenges, Methods, and Directions

[2] A Survey of Graph Neural Networks for Social Recommender Systems

[3] A Survey on Recommender Systems Using Graph Neural Network