

# APDP 项目集成 LLM4HGNAS 架构搜索方案 (增强版)

## 目录

- 1. 现状分析
- 2. 方案概述
- 3. 方案 A：最小改动方案
- 4. 方案 B：完整集成方案
- 5. 方案 C：双阶段训练方案
- 6. 技术细节
- 7. 改动清单
- 8. 风险评估
- 9. 里程碑与验收标准

## 1. 现状分析

### 1.1 APDP 项目现有架构搜索模块

当前 APDP 项目（HAGCN-for-Solving-APDP）尚无架构搜索模块，核心结构为固定 Encoder + RL 训练：

```
nets/  
├─ attention_model.py    # 主模型 (Encoder + Decoder)  
├─ graph_encoder.py     # 7 种异构注意力 + GCN  
pdp/  
├─ problem_pdp.py       # APDP 问题定义  
├─ state_pdp.py         # 状态管理  
train.py                # REINFORCE 训练  
eval.py                 # 评估
```

现有流程：

- 1. 固定 Encoder 架构
- 2. REINFORCE 训练

## 1.2 LLM4HGNAS 的关键特性

```
LLM4HGNAS/  
├─ nas/search_space.py # 搜索空间定义  
├─ hgnn/meta_manager.py # 模型管理与评估  
└─ nc_gpt.py           # GPT 驱动架构搜索
```

优势：

- 支持跨层连接 (inter\_layer)
- 更丰富的操作选项 (zero\_conv, gcn\_conv, gat\_conv, edge\_conv, sage\_pool)
- 迭代式搜索策略 (早期探索, 后期利用)

## 1.3 HAGCN 的强化学习训练

```
cost, log_likelihood = model(x)  
bl_val, bl_loss = baseline.eval(x, cost)  
reinforce_loss = ((cost - bl_val) * log_likelihood).mean()  
loss = reinforce_loss + bl_loss
```

## 1.4 关键差异

特性	现有 HAGCN	LLM4HGNAS	目标方案
训练方式	强化学习	监督学习	强化学习 + NAS
架构搜索	无	LLM 驱动	LLM 驱动
搜索粒度	N/A	每层 + 跨层	每层 + 关系级别
问题类型	APDP 路径规划	节点分类/预测	APDP 路径规划

## 2. 方案概述

### 2.1 三种方案对比

方案	改动量	复杂度	优势	劣势
A	小	低	快速实现，风险低	搜索能力有限
B	中	中	功能完整，架构清晰	需要更多测试
C	大	高	性能潜力高，灵活性强	实现复杂

### 2.2 推荐方案

推荐 **方案 B**：在现有 HAGCN 框架上引入强化学习训练闭环，同时保持 LLM 架构搜索能力。

### 2.3 范围与目标

- 目标 1：用 LLM 生成可解析的 Encoder 架构，并完成动态构建。
- 目标 2：在 RL 训练中完成架构切换与性能反馈。
- 目标 3：形成可复现实验日志与最佳架构记录。

## 3. 方案 A：最小改动方案

### 3.1 核心思想

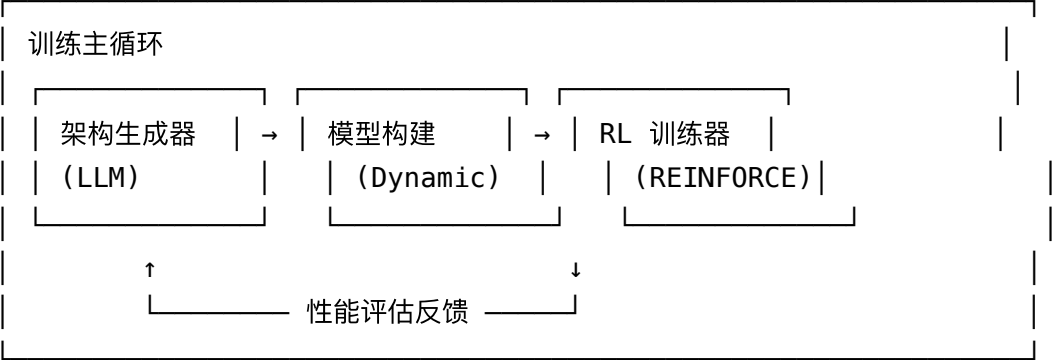
在 LLM4HGNAS 的评估流程中，将监督学习评估替换为 **短周期 REINFORCE** 评估，用 cost 作为架构得分。

## 4. 方案 B：完整集成方案

### 4.1 核心思想

创建新的训练流程：在强化学习训练过程中，每隔 K 个 epoch 切换一次架构，并记录性能。

## 4.2 系统架构



## 4.3 文件结构

```
LLM4HGNAS/  
├─ nas/search_space.py      # [修改] APDP 搜索空间  
├─ prompt.py               # [新增] apdp_prompt  
├─ nc_gpt.py               # [修改] 调用 HAGCN 评估  
  
HAGCN-for-Solving-APDP/  
├─ nets/attention_model.py # [修改] 动态 Encoder  
├─ nets/graph_encoder.py   # [修改] 按 arch 构建层  
├─ train.py                # [复用] RL 训练
```

# 5. 方案 C：双阶段训练方案

## 5.1 核心思想

分为两个阶段：

- 1. 架构探索阶段：快速评估多个候选架构
- 2. 训练阶段：使用最优架构进行完整 RL 训练

## 5.2 系统流程

阶段1：架构探索

```
for i in range(search_iterations):  
    arch = LLM.generate()  
    score = quick_rl_eval(arch, eval_epochs=5)
```

阶段2：完整训练

```
train(best_arch, epochs=100)
```

## 5.3 优缺点

优点：效率高、最终性能好；缺点：实现复杂，超参调优多。