

教育经历

2021.09 -- 2025.06	哈尔滨工业大学	大数据管理与应用	学士
2022.09 -- 2025.06	哈尔滨工业大学	人工智能(双学位)	学士
2025.09 -- 2027.06	哈尔滨工业大学(推免)	信息管理与信息系统	硕士

实习经历和项目经历

小红书 小红书

推荐算法

• 基于LLM 的作者表征学习

- **项目背景:** 针对冷启动场景, 为了补足作者维度的语义信号, 尝试用大模型学习作者间的深层语义表征以及协同信号, 在项目中负责从算法设计、分布式训练到后端上线与AB测试的全链路, 在小红书C端与B端各新增一路召回, 完成归因与监控。最终获得显著发布收益。
- **数据样本与训练改造:** 用作者共现对替代原来尝试的自监督正样本, 重构训练和推理 pipeline; 筛选正样本包括共现分数、一级类目一致、HHI指数、prompt长度等规则, 筛选后正样本数量为2500w对。
- **模型&训练:** 以Llama-Chinese-7B 和 Qwen3-Instruct 作为 backbone 进行 LoRA 微调; 采用 InfoNCE Loss 与 in-batch 负采样。同时基于 DeepSpeed 以及公司 infra 训练平台搭建混合精度+多机多卡(单机 8 卡, 4-8 节点)分布式训练, 适配 Llama/Qwen 等不同基座, 将训练周期由单机 13 天降至 2.5 天。
- **离线评估与线上部署:** 建立 Recall@K 评估体系, 以对比不同模型的召回效果。搭建天级别推理 pipeline, 覆盖约千万级周活作者, 将 Embedding 写入 Redis 与 Omega ANN, 并在 C 端构建 U2A2A2I、B 端构建 I2A2A2U 召回链路, 完成新召回策略在首页后端 FeedX 上线工作。
- **AB 测试与业务收益:** 以 10% 流量上线, 7 天周期验证消费侧和发布侧收益: **发布侧核心指标:** 有效笔记发布 DAP+0.44%; 有效笔记发布数+0.63%; 有效视频笔记发布数+0.97%; 发现页曝光互动、时长等指标整体正向; 跨业务未触发防守阈值, 性能指标无明显劣化。 **消费侧核心指标:** Feed 人均时长 0.11%, 人均互动 0.34%, 7 日内 LT 留存微涨。

• 其他工作

- 学习与复盘团队社区推荐的各种推荐模型以及线上策略。
- 复盘团队精排尾部过滤高 ROI 策略, 学习从线上数据出发, 以轻量工程缓解复杂系统瓶颈的优化路径, 为后续策略级迭代提供实践参考。

阿里国际 阿里国际

推荐广告算法

团队在 KDD, SIGIR, WWW 等国际高水平会议发表了多篇论文, 依托团队技术积累, 实习中跟随团队在推荐系统前沿领域如生成式推荐范式 (GR) 以及大规模统一架构排序 (LRM) 模型进行研究。

• 生成式推荐基座的Scaling 以及训练/推理加速:

- **工程提速与训练链路:** 初期帮助将项目从原先的 XDL 框架向更高性能的 recis 迁移、并清理冗余计算以及配置一些通用加速手段, 使得在新框架下 Dense 架构训练加速 30–40%、MoE 架构 10–15%, 并开启混合精度训练, 核心指标保持稳定。
- **MOE 路由改造以及架构优化:** 由于基模的 decoder 的 FFN 替换成了 MOE 架构, 为了更高效计算路由, 用 sort-based 路由替代 mask-based 的路由机制, 将专家路由复杂度从 $O(N \cdot E)$ 降至 $O(N \cdot \log N)$, 并利用排序结果重排为同专家连续内存块, 在专家数较大场景下 MoE 层前向额外提速约 5–10%。同时引入无损失的 bias-负载均衡, 在不加额外正则的前提下防治专家坍塌。参考 Qwen 设计, 在注意力结构中尝试引入 gated attention 机制, 并在 encoder self-attention/decoder cross-attention 上进行初步实验评估其在本场景中的适用性。
- **Scaling 实验及消融:** 对生成式基座进行系统 scaling 实验, 探索 encoder/decoder 层数、序列长度和 embedding 嵌入维度等配置, 在给定算力约束下验证 ‘更深层数 + 更大维度 + 更长序列’ 对召回指标的增量收益, 并据此确定后续 1B+ 规模模型的架构。

- **MOE架构实验及消融**: 对比不同总专家数量、不同激活专家数量，不同共享专家数量，以及不同激活专家和共享专家配比的MoE配置下，分别在等激活量与等总参数量前提下做消融，对比其对召回的影响，结合实验结果总结出在本推荐场景下更优的专家配置与激活比例。
- **并行+残差语义ID以及下游并行解码结构探索**:
 - **语义 ID 训练**: 设计并实现基于MoE+RQ-VAE的并行残差语义码本。受boosting&bagging结合的启发，用并行专家对语义流形进行多视角划分(类似bagging的多子空间学习)，残差码本对难以拟合部分做逐级精细刻画(类似boosting的残差逼近)，通过结合残差与专家机制，降低了重建损失并增加其建模颗粒度，同时提升了码本的独占比(低碰撞率)与分布熵。在生成式推荐任务上，该语义码本使得Recall@5 / Recall@10相比基线相对提升约3.1% / 1.7%。在精排任务上，使用该语义码本进行retargeting作为特征而不使用嵌入后GAUC有0.14%的涨幅。
 - **Decoder 架构探索**: 对比业界已存的并行结构以及其beam search 的方法进行研究，在本场景中，围绕现有beam search解码策略设计并实现多种并行化改造以优化质量–速度折中。设计多步层级并行预测基模，将解码步数减半，在生成效果仅有轻微下降的前提下，推理速度接近提升一倍；同时结合语义码本的并行+残差结构，设计树状预测基模，在预测残差token时仅允许其访问父节点对应专家的信息，并相应修改 beam search 的剪枝打分逻辑，使解码过程与码本结构对齐。

专业技能

- **计算机基础与深度学习**:
 - 熟练使用 Python、Java，熟悉 Linux 开发环境；掌握数据结构与算法、操作系统等计算机基础知识。
 - 熟练使用 PyTorch 进行模型开发与复现，了解并使用过 XDL 等 TensorFlow 生态框架；具备大规模分布式训练的实践经验。
 - 熟悉常见深度神经网络结构及其核心原理；深入理解 Attention 机制（MHA、GQA、MLA、FlashAttention）与 Transformer 架构，了解主流 MoE 架构及路由方法。
 - 熟练使用 HuggingFace Transformers 生态；熟悉 DeepSpeed 等分布式训练框架；掌握混合精度训练、梯度累积、重计算等显存优化与训练加速技术。
- **推荐系统**:
 - 熟悉工业界大规模推荐系统架构，掌握召回阶段的多种经典算法与向量检索方案，以及排序阶段常见模型（特征交叉模型、序列建模模型、多任务模型等）；有统一排序架构 LRM 实践经验，了解 RankMixer、OneTrans、Hyformer 等结构特点。
 - 熟悉生成式推荐范式及其工程落地，包含语义码本构建（RQ-VAE、RQ-KMeans、OPQ 等）、预训练基模实现、解码与搜索/采样，对OneRec、HSTU等主流生成式推荐架构有较深入理解，理解用户偏好建模与语义对齐流程。
 - 理解推荐系统全链路的业务指标与场景，熟悉从曝光、点击、互动、留存到发布/消费两侧的核心监控指标及其作用，理解具备面向复杂业务目标的排序策略优化经验，系统梳理过排序任务的分桶削偏、boost、过滤与保量策略、，对‘后验统计–消偏–打分重构’的工程优化有体系理解。了解重混排模型与策略，熟悉物品冷启动场景的常见建模方法与冷启促发布策略。
- **大语言模型**:
 - 熟悉从数据清洗、Pre-training、SFT 指令微调到 RLHF对齐的完整训练流程，深入理解PPO、DPO、GRPO、GSPO 等主流对齐算法 及 advantage/TD误差/GAE、重要性采样、KL正则与clip 等稳定训练技巧，以及 KL/优势在实现中停止梯度回传等训练细节。
 - 能在效果与算力开销之间权衡选择算法；熟悉知识蒸馏、混合精度、梯度累积与梯度裁剪等工程实践。同时了解多模态大模型的训练范式，包括模态对齐与跨模态指令微调等技术路线。
- **多模态**:
 - 了解 CLIP、BLIP、Qwen-VL 等主流多模态模型的基本原理及其在推荐、搜索和大模型中的典型应用场景，有持续跟进行业前沿相关论文与开源项目的习惯。