

Contents

| | |
|-----------------|---|
| 0.1 参考 LLM 建模方式 | 1 |
| 0.2 基于开源 LLM | 1 |
| 0.3 其他套路 | 3 |

0.1 参考 LLM 建模方式

| 论文 | 公司 | 关键词 | 做法 |
|---------------------------|--------|--------------------|--|
| TIGER | google | semantic_id 粒度的生成式 | - 基于 RQ-VAE 聚类 - 输入 semantic_id list, 预测下一个 semantic_id |
| HSTU | meta | item_id 粒度的生成式 | - 性别年龄等 profile 特征、action type 也可以作为特殊的 item_id - 输入 item_id list, 预测下一个 item_id - 一种范式可以同时支持召回和排序 |
| COBRA | 百度 | semantic_id 粒度的生成式 | - 和 TIGER 类似, 只是给 RQ-VAE 再加一个由 bert 的 CLS 得到的 emb - 在线 infer 更复杂 |
| HeteroRec | 阿里 | 多模态 +id 生成 | - img/txt/id 一起输入 - listwise multi-step prediction |

0.2 基于开源 LLM

- FFT: full finetuning
- PT: prompt tuning
- LAT: layerwise adapter tuning
- OT: option tuning
- T-FEW: few-shot peft

看着落地的

| 论文 | 公司 | 关键词 | 做法 | ab 收益 | tune 方式 |
|-----------------------|----|----------------------|---|---------------|------------|
| KAR | 华为 | item llm+user llm | - 让 LLM 总结 item 得到 item emb; - 让 LLM 总结 user 历史得到 user emb - 两个 emb 过一个 mmoe 做融合得到新的两个 emb, 给推荐模型用 | 音乐推荐涨了播放量 | frozen |
| BAHE | 蚂蚁 | 预先计算原子用户行为 | - LLMs 的预训练浅层提取来原子用户行为的 emb, 并存进离线 db - 从 db 里查出来, 和 item 一起过 LLMs 的更深层可训练层 | 广告 ctr+cpm | FFT 上层 LLM |
| LEARN | 快手 | ItemLLM+user decoder | - item LLM 固定, 输入 item 特征得到 item emb; - 输入 item emb 过 user 的 12 层 trans 算 dense all-action loss, - 线上推荐模型里加 user emb 和 item emb | 广告 cvr+ 收入 | frozen |
| BEQUE | 阿里 | SFT+ 离线模拟 +PRO | query 重写任务, SFT 得到一个 LLM, 将其预测的若干个候选 rewrites 通过 offline system 的 feedback 得到排序, 再通过 PRO 算法再 tune LLM | 电商搜索, gmv+ 单量 | FFT |

看着没落地的

| 论文 | 公司 | 关键词 | 做法 | tune 方式 |
|---------------|--------|----------------------------|---|---------|
| SLIM | 蚂蚁 | 蒸馏推荐理由 | - 输入用户行为历史，大 LLM(gpt) 产出的推荐理由； - 小 llm(llama2) 去蒸馏这个理由拿小 llm 去给出全量 user 的推荐理由， - 通过 BERT 得到 emb，给推荐模型用 | FFT |
| DLLM2Rec | OPPO | 蒸馏推荐理由 | 在 SLIM 的基础上设计了 ranking 蒸馏和 embed 蒸馏 | FFT |
| LLM-CF | 快手 | 基于 CoT 数据集做 RAG | - 拿推荐数据对 llama2 做 sift，再用 CoT 的 prompt 让 llama2 对 user+item+label 产出一个推理过程，并通过 bge 得到 emb，构建一个 CoT 数据集。 - 在线拿当前用户 +item 的特征从这个数据集里 ann 出 k 个 cot example 的 emb，和其他特征一起输入一个 decoder，输出给推荐模型的 sharebottom，额外加了一个 CoT emb 的重建 loss | FFT |
| ILM | google | 2 阶段训练 +q-former | - phase1: 表示学习，交替训练两类表示学习 (item-text 表示学习，item-item 表示学习) - phase2: item-language model 训练 | frozen |
| EmbSum | meta | LLM 摘要 +t5 encoder | - 行为历史丢给 LLM 产出摘要，对应的 hidden states 给 decoder 自回归； - 历史 item 过 t5 encoder 并 concat 过 poly； - item 过 t5 encoder 过 poly； | frozen |
| Agent4Ranking | 百度 | agent rewrite+bert ranking | query 重写任务，多个人群当成多个 agent，每个通过多轮对话产出一个 rewrite，再合在一起经过 bert+mmoe 计算 robust 损失 +accuracy 损失。 | frozen |

纯学术界

| 论文 | 关键词 | 做法 | tune 方式 |
|------------|---|--|-------------------------------|
| CUP | LLM 总结 +bert 双塔 | 把用户的一堆历史评论扔给 chatgpt，让它总结出 128 个 token，然后丢给双塔 bert，另一个塔是 item 的描述，freeze bert 底层，只 tune 上层 | last layer FT |
| LLaMA-E | gpt 扩展 instruct | instruction formulating 为写 300 个种子指令，让 gpt 作为 teacher，对 300 个种子指令进行扩展，并由领域专家评估后，去重并保证质量，得到 120k 个指令作为训练集，再用 lora 去 instruct tuning | lora |
| EcomGPT | 一系列电商任务 | 设置一系列的 task(100 多个 task) 来 finetune BLOOMZ，包括命名实体识别、描述生成、对话 intent 提取等 | FFT |
| Llama4rec | prompt 增强 + 数据增强，finetune | - prompt 增强：在 prompt 里引入推荐模型的信息； - 数据增强：通过 LLM 给推荐模型增加样本 - adaptive aggregation: llm 和推荐模型各自打分并用融合公式融合 | FFT |
| SAGCN | 分 aspect 打标、构图 +gcn | - LLM 为用户评论打标，确定 aspect； - 分 aspect 构建 u-i 图，并 gcn | frozen |
| GReaT ONCE | 表格型数据 +LLM 闭源 LLM 总结、开源 LLM 做 encoder，u-i 学 ctr | 随机交换属性生成数据，finetune LLM 预测属性 闭源 LLM 输出文本 (user profiler、content summarizer、personalized content generator)，给开源 LLM 得到 user 表示，item 过开源 LLM 得到 item 表示，二者内积学 ctr | FFT lora 训开源， frozen 闭源 |
| Agent4Rec | 多智能体系统模拟交互，产出推荐样本 | 先训一个推荐模型，然后构建一个多智能体系统，模拟和这个推荐模型交互，产出新的样本给推荐模型做数据增强 | 仅训推荐模型， LLM frozen |
| RecPrompt | 两个 LLM 迭代出最佳 prompt | 给一个初始 prompt，让 LLM1 得到推荐结果，拿一个 monitor 衡量这个结果和 ground truth 的 mrr/ndcg，再用另一个 LLM 产出更好的 prompt 给第一个 LLM 用，如此迭代，得到一个 best prompt | frozen |

| 论文 | 关键词 | 做法 | tune 方式 |
|----------|-------------------------------------|--|---------|
| PO4ISR | 反思原因并 refine/augment 地迭代出最优的 prompt | 给初始 prompt, 收集 error case 让模型反思原因并 refine 出新的 prompt, 再 augment 出另一个 prompt, 并 UCB 选出最好的 prompt, 如此迭代 | frozen |
| TransRec | 受限生成 | - 将一个 item 表示成 3 部分: id+title+attr, 设计三种对应的 instruct-tuning 任务; - 引入一个特殊的数据结构 (FM-index), 并进行 constrained beam search, 让模型能生成候选集中的 id/title/attr, 再遍历全库候选, 看不同 facet 的相似度 (会考虑高热打压), 加权融合出一个排序 | lora |
| E4SRec | 推荐 id emb 输入 LLM | 推荐的 id emb、prompt 的 emb 一起输入 LLM, 最后一个词映射回推荐 id emb 的 dim, 去 softmax | lora |

0.3 其他套路

工业界

| 论文 | 公司 | 关键词 | 做法 |
|------|------|-------|---|
| ExFM | Meta | 两阶段蒸馏 | - 先训好 teacher, 并利用等待时间窗口为 student 数据集进行预估 - 加了一些蒸馏 loss |

学术界

| 论文 | 关键词 | 做法 |
|--------|-------|---|
| SLMRec | 一阶段蒸馏 | teacher 和 student 都拆成多个 block, 每个 block 间蒸馏 |