

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，给推荐模型用在 SLIM 的基础上设计了 ranking 蒸馏和 embed 蒸馏	FFT
DLLM2Rec LLM-CF	OPPO 快手	蒸馏推荐理由 基于 CoT 数据集做 RAG	- 拿推荐数据对 llama2 做 sft，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 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	表格型数据 +LLM	随机交换属性生成数据，finetune LLM 预测属性	FFT
ONCE	闭源 LLM 总结、开源 LLM 做 encoder，u-i 学 ctr	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	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