

BEIJING 2018

爱奇艺信息流推荐 深度学习之路

演讲者 / 方非

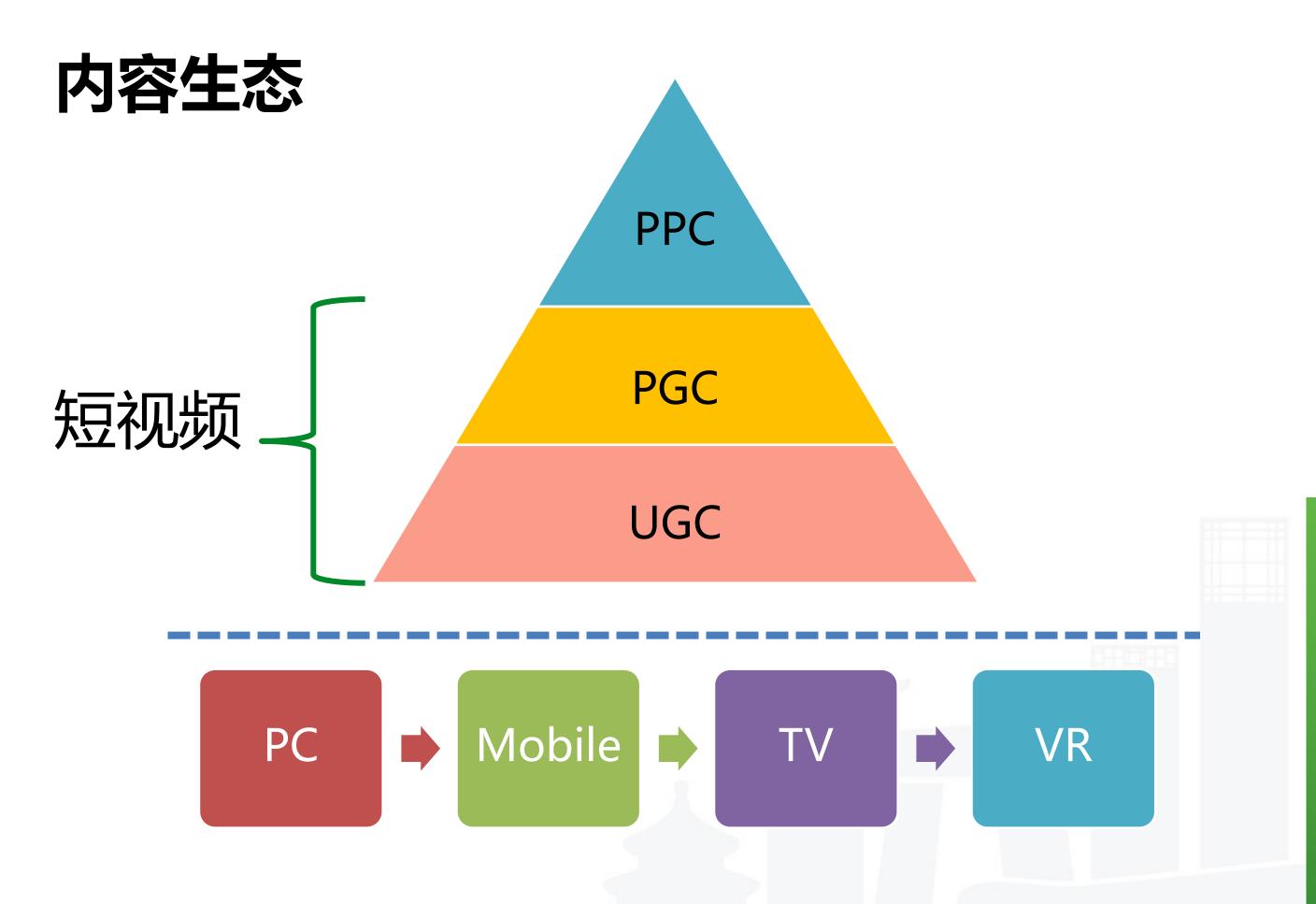


Agenda

- 爰奇艺信息流推荐简介
- 深度学习设计思路和技术架构
 - 深度召回模型
 - 深度排序模型
- 深度学习平台实践及讨论
- 总结



爱奇艺





50.8 million Subscribing Members

sta as of December 31, 2017. Subscribing members refers to the individuals no purchased our monthly, quarterly or annual membership packages, cluding individuals with trial membership, and excluding individuals who pay tryideo on-demand services.

421.3 million Mobile MAUs

Average data in 4Q2017. Mobile MAUs refers to the number of unique mobile devices that have accessed iQIYI platform through our iQIYI mobile app at least once during a calendar month.

126.0 million Mobile DAUs

Average data in 4Q2017. Mobile DAUs refers to the number of unique mobile devices that have accessed iQIYI platform through our iQIYI mobile app at least once during a day.

1.7 hours Average Time Spent per Day per User

Data in December 2017. Refers to the average time spent per day per user watching video content on iQIYI mobile app.

424.1 million PC MAUS

Average data in 40/2017. PC MAUs reters to the sum of (i) the number of unique PC devices that have accessed our platform through our PC client terminal, and (ii) the number of PC devices that have accessed our platform through our website, in each case at least once during a calendar month.

53.7 million PC DAUS

Average data in 4Q2017. PC DAUs refers to the sum of (i) the number of unique PC devices that have accessed iQIYI platform through our PC client terminal, and (ii) the number of PC devices that have accessed our platform through our website, in each case at least once during a day.

信息流

一种通过个性化推荐来实现

高效内容分发的信息组织方式

特点

- 适合碎片化消费
- 培养用户习惯和粘性
- 充分挖掘长尾内容
- 更强的变现能力





内容平台

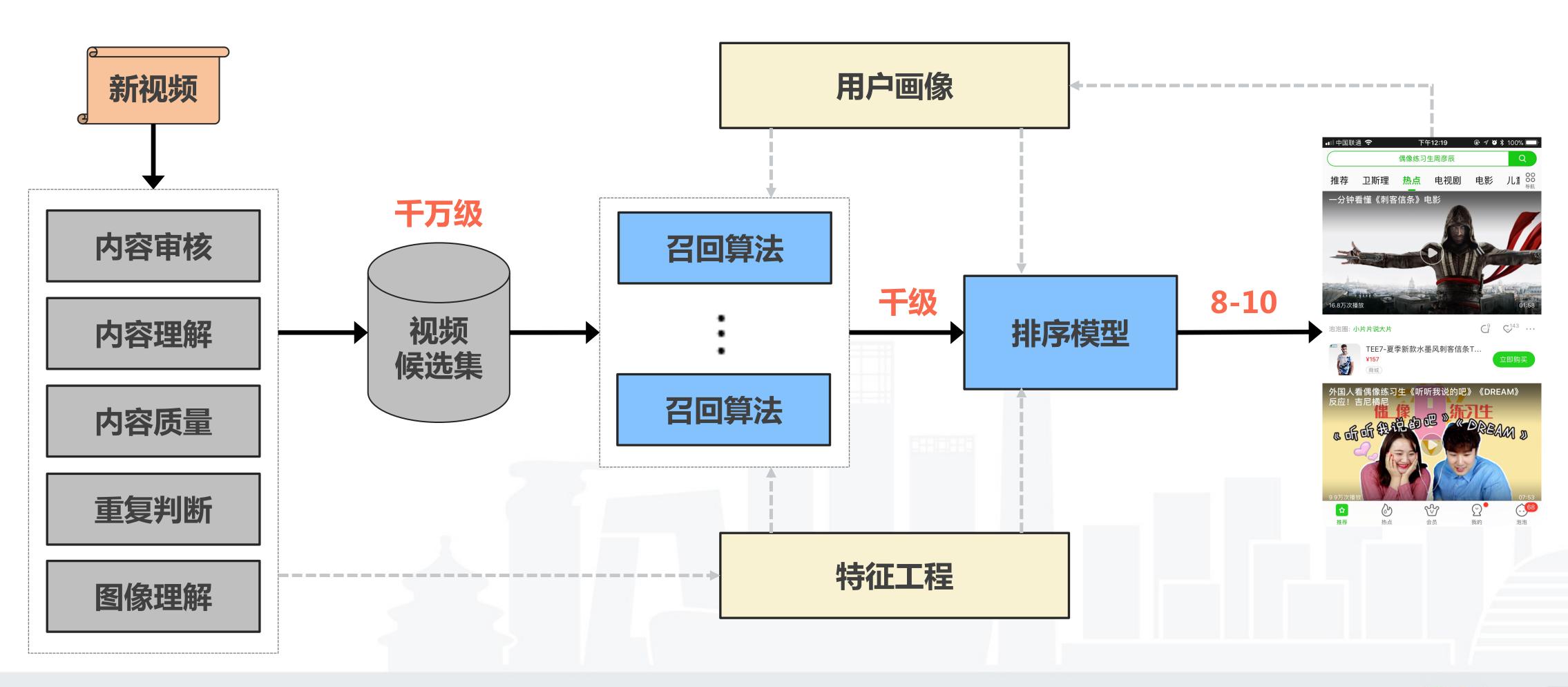
自制内容 推送 信息流推荐 搜索 爱奇艺号 内容生产 运营 抓取 自动剪辑 UGC 内容分发 播放数 消费频次 消费深度 人均展示 数 展均时长 内容分析 内容分级 低质识别 优质识别 人均时长 点击率 内容质量 • 色情低俗 • 时效性 • 标题党 • 暴力恐怖 • 模糊 • 深度内容 • 重口味 留存 突发事件 壬仁

Agenda

- 爱奇艺信息流推荐简介
- · 深度学习设计思路和技术架构
 - 深度召回模型
 - 深度排序模型
- 深度学习平台实践及讨论
- 总结



信息流推荐



Agenda

- 爱奇艺信息流推荐简介
- 深度学习设计思路和技术架构
 - ・深度召回模型
 - 深度排序模型
- 深度学习平台实践及讨论
- 总结



召回

- 给定上下文,从所有推荐集合中过滤出具备推荐价值的内容
 - 上下文= { User, Context }
 - Output = { Item List }
 - · 推荐价值: 兴趣相关性、热门、好友都在看、关注、LBS...

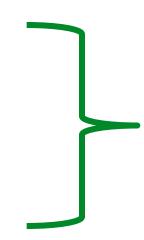
召回模型

Content Filtering

Collaborative Filtering

Popularity

SNS, LBS, etc.



基于兴趣相关性

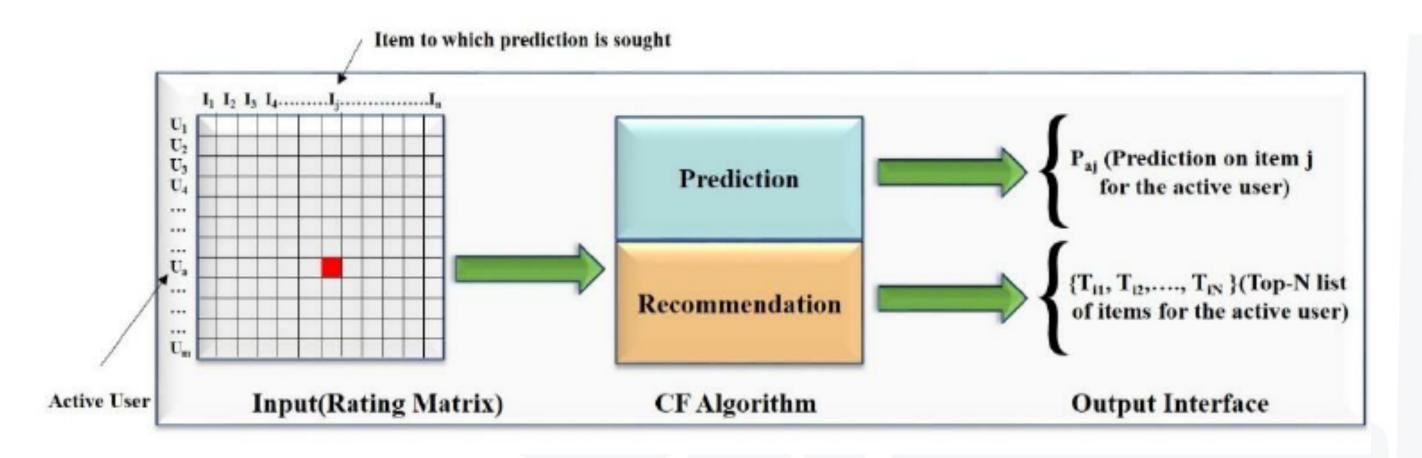
基于热度和质量

基于社交和场景

协同过滤

基于用户行为来 预测/推荐 的一类算法

- 1. 相似的视频更大概率会被同一个用户(相似的用户)看过
- 2. 相似兴趣的用户会更大概率看同一个视频(相似的视频)
- 3. 历史会重复发生





协同过滤

- Neighborhood based method
 - Item-based CF
 - User-based CF

Item-based CF

目标:计算物品和物品的相似度

1. 构建物品向量

2. 计算相似度

	User 1	User 2	User 3	User 4	User 5	User 6	User 7	User 8	User 9	
用券 通动老浒戏 油硫鱼	1	0	1	0	1	0	1	1	0	
1080P KING KONG	1	0	1	1	1	0	1	1	1	
VIP 34 文化 马服 次時 田雨 提助文 ** *********************************	0	1	0	1	0	0	0	1	1	

亿维空间



协同过滤

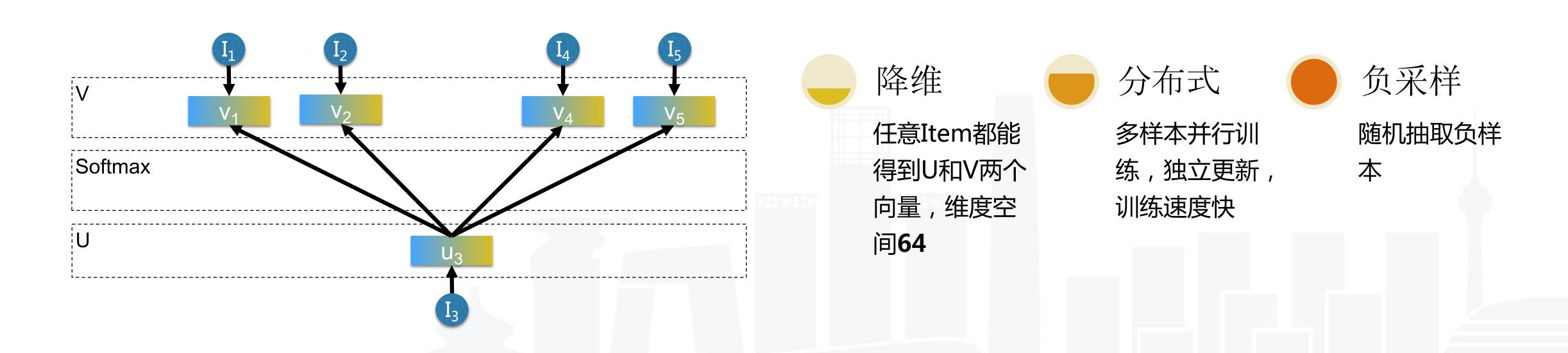
- Model based method
 - Matrix Factorization
 - SVD & ALS
 - Bayesian Model
 - Classification & Clustering
 - Embedding
 - Item2Vec
 - Neural CF
 - Deep Learning
 - RBM
 - MLP
 - LSTM
 - Attention



Item2Vec

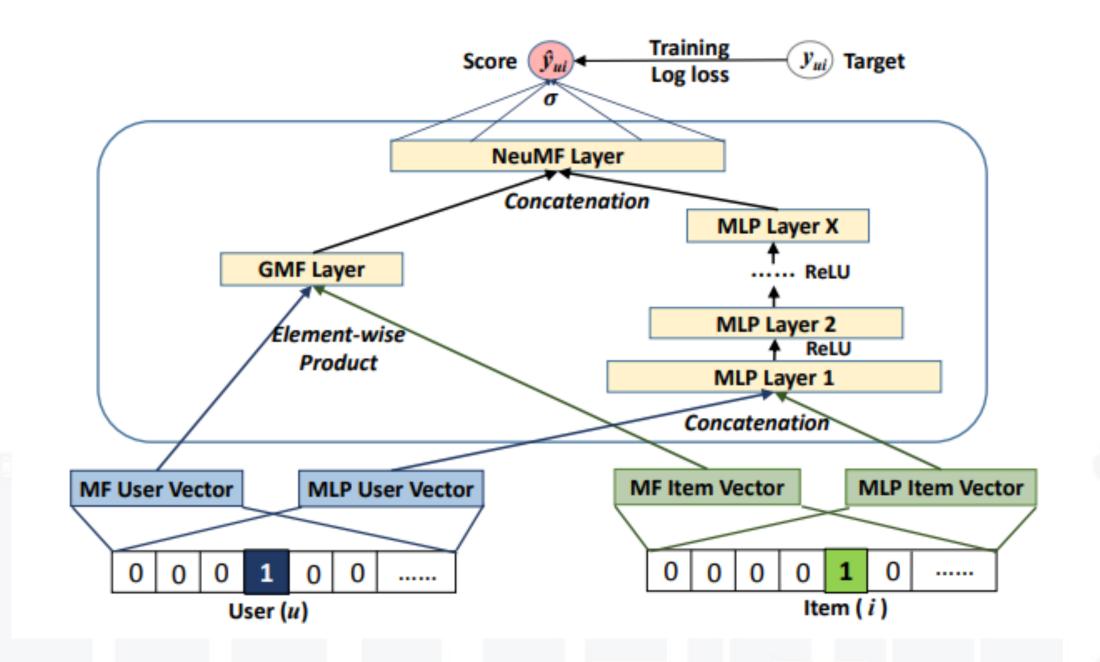
Barkan O, Koenigstein N. Item2Vec: Neural Item Embedding for Collaborative Filtering[J]. 2016:1-6.

$$P(I_j|I_i) = \sigma(u_i^T v_j) \prod_{k=i}^N \sigma(-u_i^T v_k)$$
 U: 表征向量 V: 预测向量



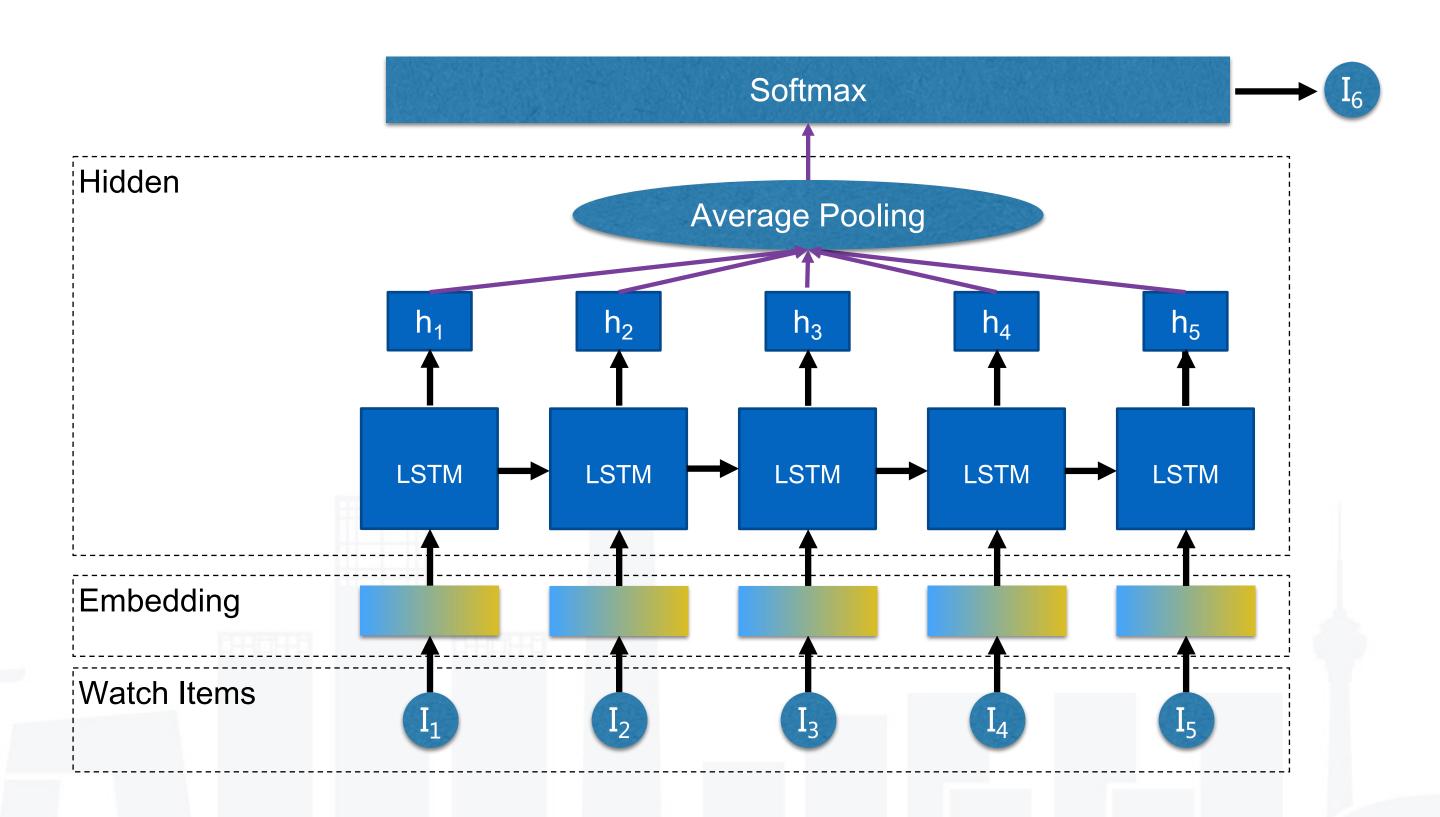
Neural CF

- Xiangnan He, Lizi Liao, Hanwang Zhang, Liqiang Nie, Xia Hu, Tat-Seng Chua, Neural Collaborative
 Filtering, Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web, April 03-07, 2017,
 Perth, Australia
- 基于MLP的协同过滤
 - 增加网络深度
- 问题
 - 缺乏时序性考虑
 - 没有其他的特征信息



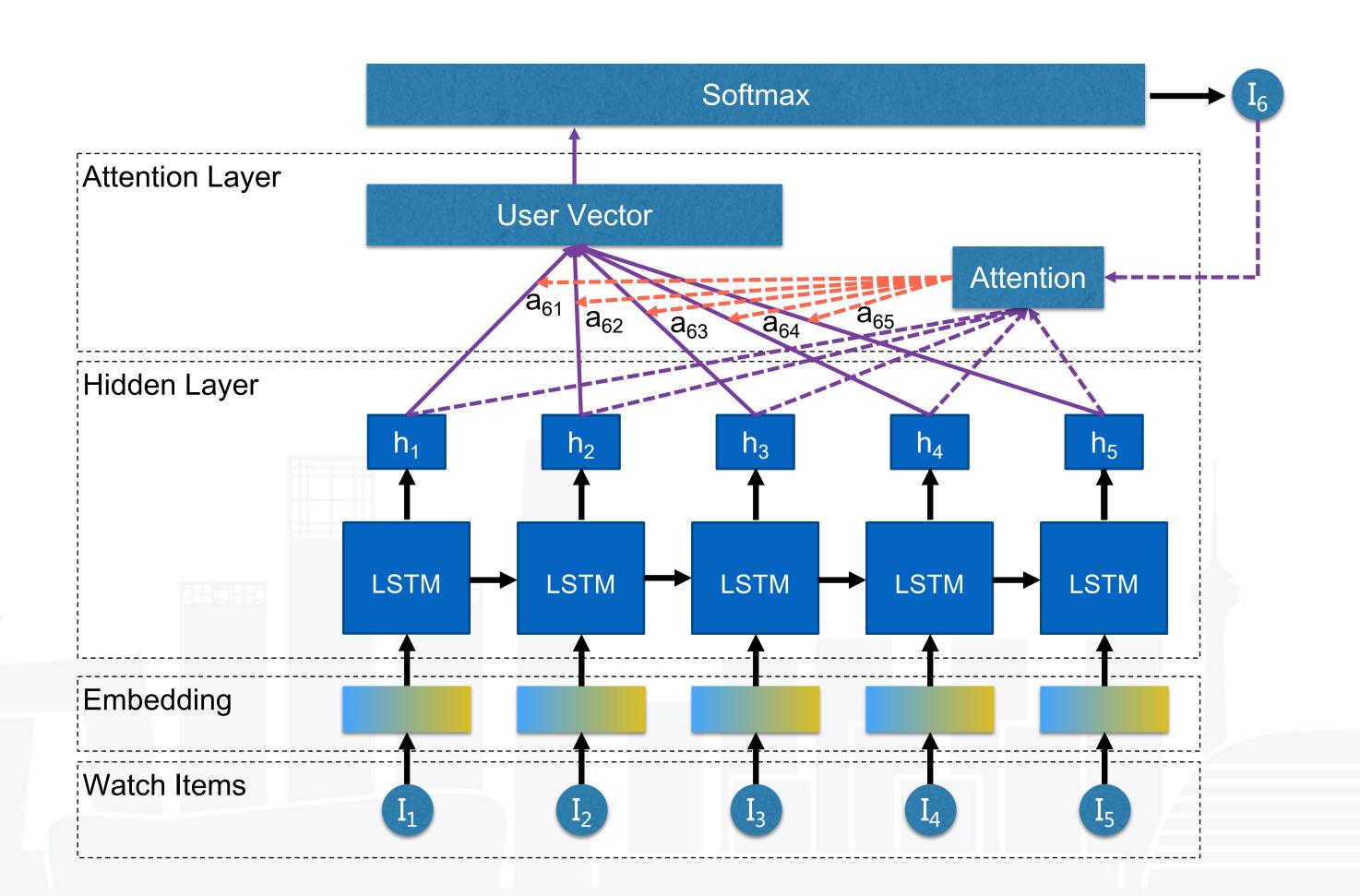
LSTM

- 基于LSTM的协同过滤
 - 加入时序性考虑
- 问题
 - 缺乏对历史项重要性的学习
 - 没有其他的特征信息

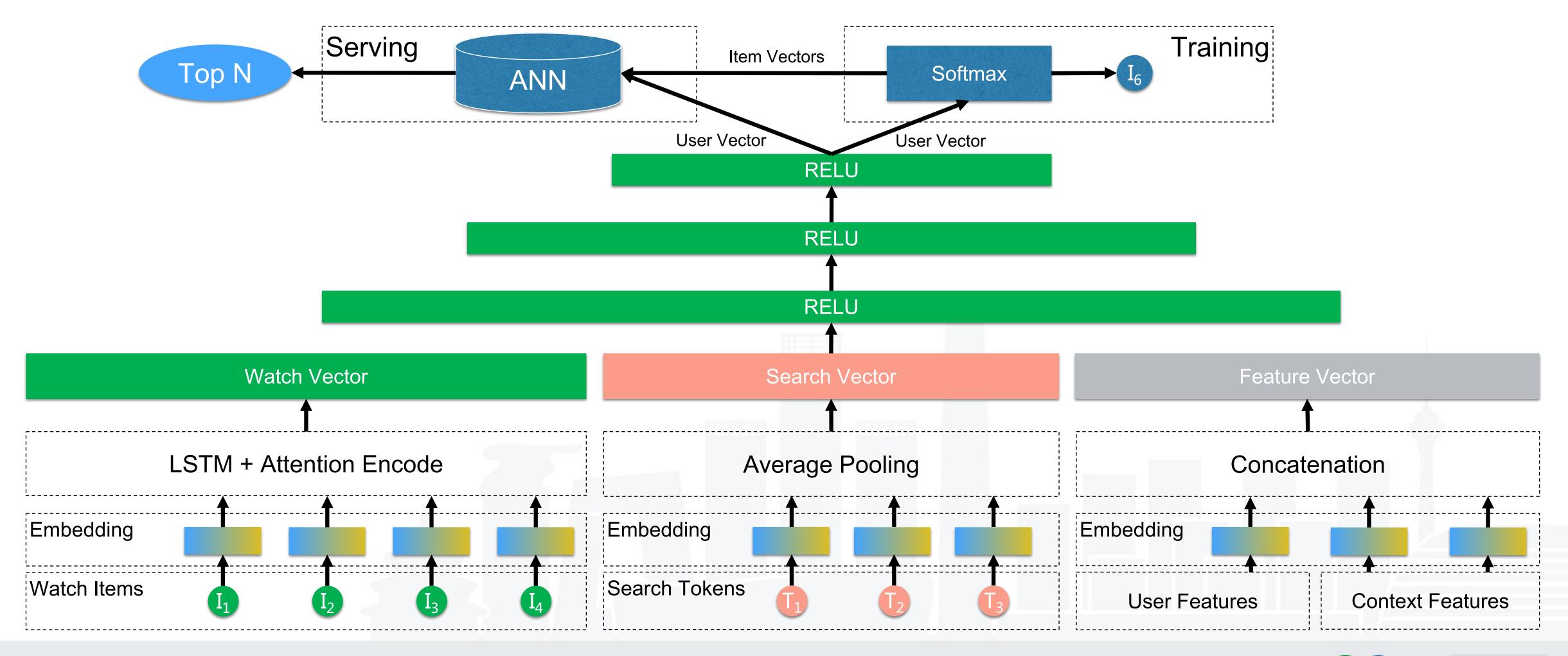


LSTM + Attention

- 基于LSTM+Attention的协同过滤
 - 加入时序性考虑
 - 加入对历史项Attention的学习
- 问题
 - 没有其他的特征信息



深度召回模型



Agenda

- 爱奇艺信息流推荐简介
- 深度学习设计思路和技术架构
 - 深度召回模型
 - ・深度排序模型
- 深度学习平台实践及讨论
- 总结



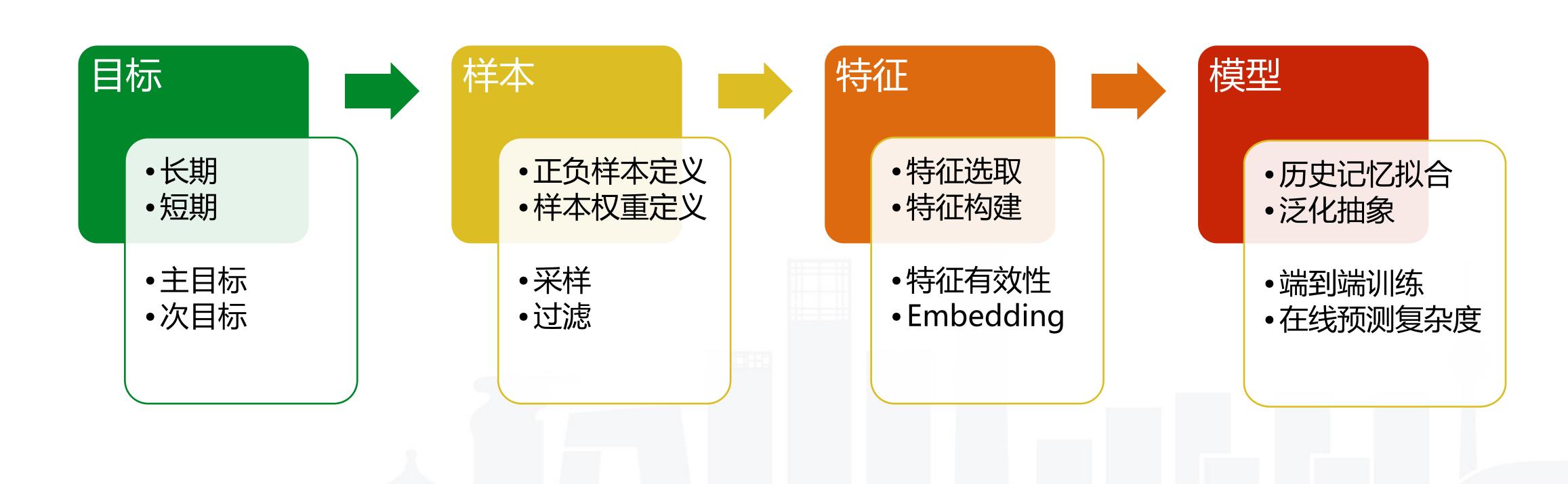
排序模型

- · 从召回算法选取的内容集合中,找到最符合推荐预定目标的K个结果
 - Pointwise
 - Pairwise
 - Listwise



找战

• 排序模型四要素



目标

最大化:



样本

根据目标仔细设计样本:

• 正样本:点击、点赞、评论、转发、关注、留存...

• 负样本:展示不点击、不喜欢、负面评论...

• 样本权重:播放时长、反馈类型、样本有效性...

仔细设计样本有效性

• 无效样本判断过滤



特征

稠密特征

- 点击率
- •播放量
- •播放时长
- 年龄、性别

稀疏特征

- 视频 ID
- 视频标签
- 用户标签
- •订阅作者 ID
- LBS

Embedding特征

- 标题 Embedding
- Item2Vec Embedding
- 图片 Embedding
- 社交 Embedding
- End2End Embedding



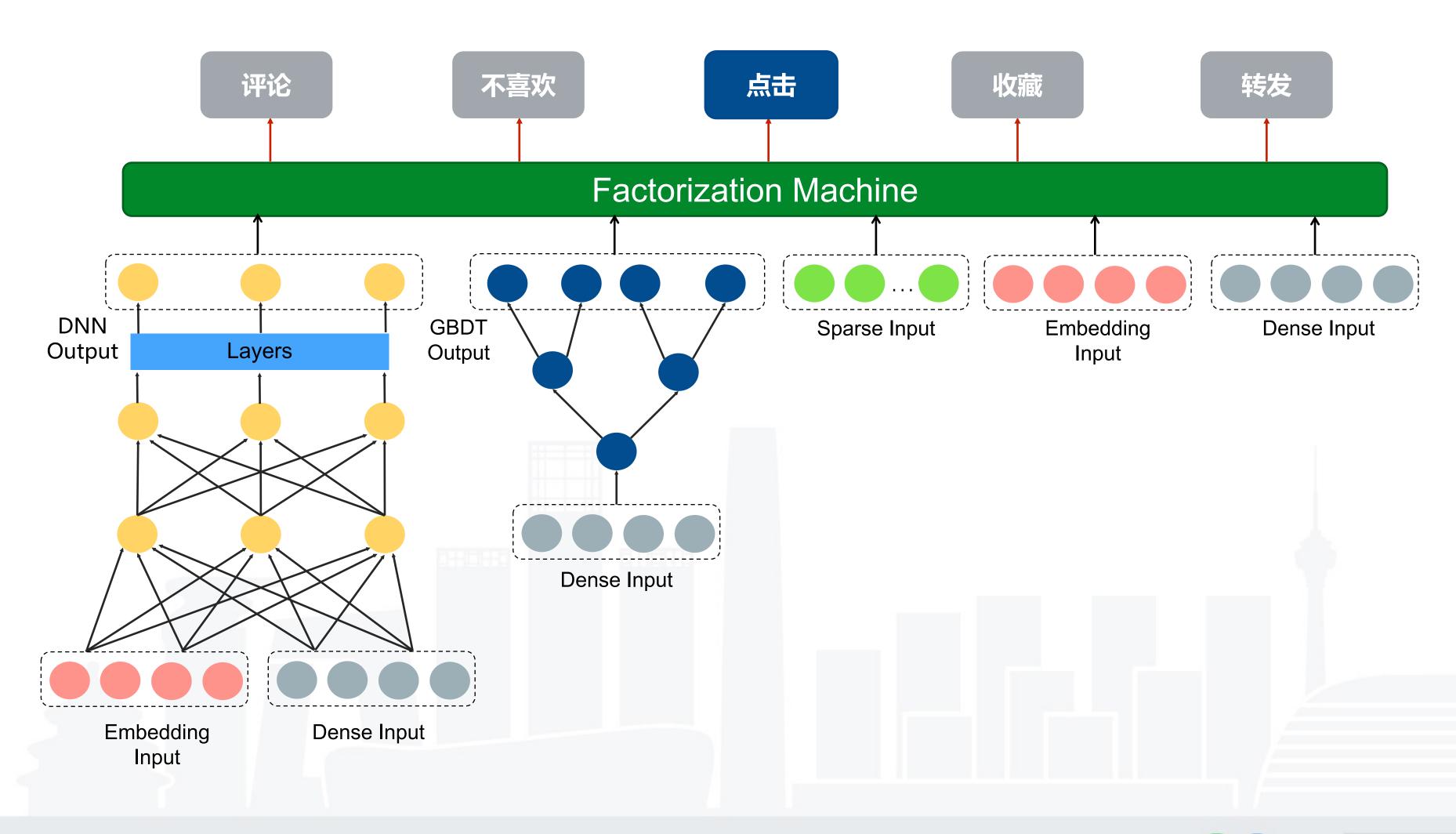
相关模型

- LR
- FM
- GBDT
- GBDT + FM (LR)
- DNN + FM
 - DeepFM: A Factorization-Machine based Neural Network for CTR Prediction

深度排序模型

Ensemble DNN

- 1. DNN
- 2. GBDT
- 3. FM
- Multi Objective
- Wide And Deep
- Embedding



Agenda

- 爱奇艺信息流推荐简介
- 深度学习设计思路和技术架构
 - 深度召回模型
 - 深度排序模型
- ·深度学习平台实践及讨论
- 总结



问题

背景:

• 目标、样本、特征:业务导向

• 模型:最优化问题求解

出发点:

• 业务优化和模型优化解耦

目标:

• 服务化:提高业务算法开发效率

• 模块化:提高模型升级效率



排序服务平台

训练平台搭建

- 搭建训练集群
- 训练任务调度

模型训练服务

- 训练过程模块化
- 训练过程配置化
- 交叉验证工具

可视化工具

- 训练过程可视化
- 训练结果分析工具
- 特征可视化分析
- 优化建议

在线监控和报警

- 模型正确性校验
- 模型AUC监控报警



排序服务

- 业务算法:
 - 目标,特征,样本
 - 超参数调优
- 平台算法:
 - 模型开发,可视化
 - 模型模块通用开发

```
java -cp ${dnn_service} com.qiyi.qiyu.rankingservice.gear.DnnServiceClient \
    -c ${config_path} \
    -a ${dnn_train_path} \
    -b ${dnn_test_path} \
    -t ${cur_dt} \
    -n ${resource_num} \
    -o ${dnn_output_path}
```

[dnn]

batch_size=100 每个batch的样本数量

max_steps=30000最大迭代次数log_frequency=100日志打印频率

issync=0更新参数方式,0代表异步,1代表同步regularizer_type=2正则化方式,2代表L2正则,1代表L1正则

Agenda

- 爱奇艺信息流推荐简介
- 深度学习设计思路和技术架构
 - 深度召回模型
 - 深度排序模型
- 深度学习平台实践及讨论
- · 总结



总结

- 深度学习在推荐中的应用
 - 与传统模型自然融合
 - 具备更强的表达能力
 - MLP
 - LSTM
 - Attention
 - 端到端训练和预测
 - Embedding





关注QCon微信公众号, 获得更多干货!

Thanks!



INTERNATIONAL SOFTWARE DEVELOPMENT CONFERENCE

