

AiCon

全球人工智能与机器学习技术大会

深度学习在红豆推荐系统中的应用

胡南炜

微博机器学习

计算和服务平台负责人

个人介绍

- 资深架构师
- 教育
 - 北京航空航天大学
- 工作经历
 - 微博
 - 雅虎
 - IBM
- 项目经历
 - 大数据&机器学习相关

TABLE OF CONTENTES

红豆Live简介

直播推荐系统

标签服务

用户画像

召回服务

排序服务

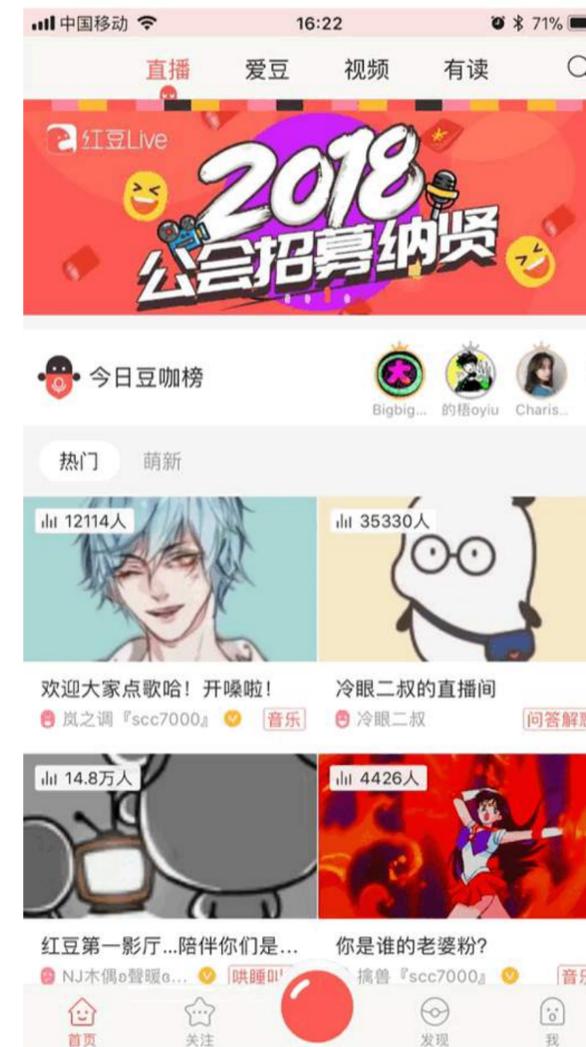
总结与展望

红豆Live

网页端



手机端



直播推荐的背景

- 困难：红豆Live用户数和主播数增多
- 挑战：听众——找到自己感兴趣的直播
主播——受到更多听众的关注



开发了一套完整的基于深度学习的推荐系统

- 召回部分：负责根据用户的不同行为的兴趣从海量数据中，挑选出用户感兴趣的数据的候选集
- 排序部分：对于召回部分的数据进行排序

直播推荐-协同过滤

推荐业务：红豆Live -关注流推荐位

业务目标：发现更多主播、提高留存率、增加直播收听时长

用户触达：

- 1.推荐策略1：推荐位，你所感兴趣的主播正在直播
- 2.推荐策略2：推荐位，请关注所感兴趣的主播

协同过滤：推荐用户收听内容的类似主播

特征选择

- 高频用户
- 主动关注
- 互动行为
- 付费行为
- 有效收听时长

	A	B	C	D
A	0	$\frac{1}{\sqrt{3 \times 2}}$	$\frac{1}{\sqrt{3 \times 2}}$	$\frac{1}{\sqrt{3 \times 3}}$
B	$\frac{1}{\sqrt{3 \times 2}}$	0	0	$\frac{1}{\sqrt{3 \times 2}}$
C	$\frac{1}{\sqrt{3 \times 2}}$	0	0	$\frac{1}{\sqrt{3 \times 2}}$
D	$\frac{1}{\sqrt{3 \times 3}}$	$\frac{1}{\sqrt{3 \times 2}}$	$\frac{1}{\sqrt{3 \times 2}}$	0



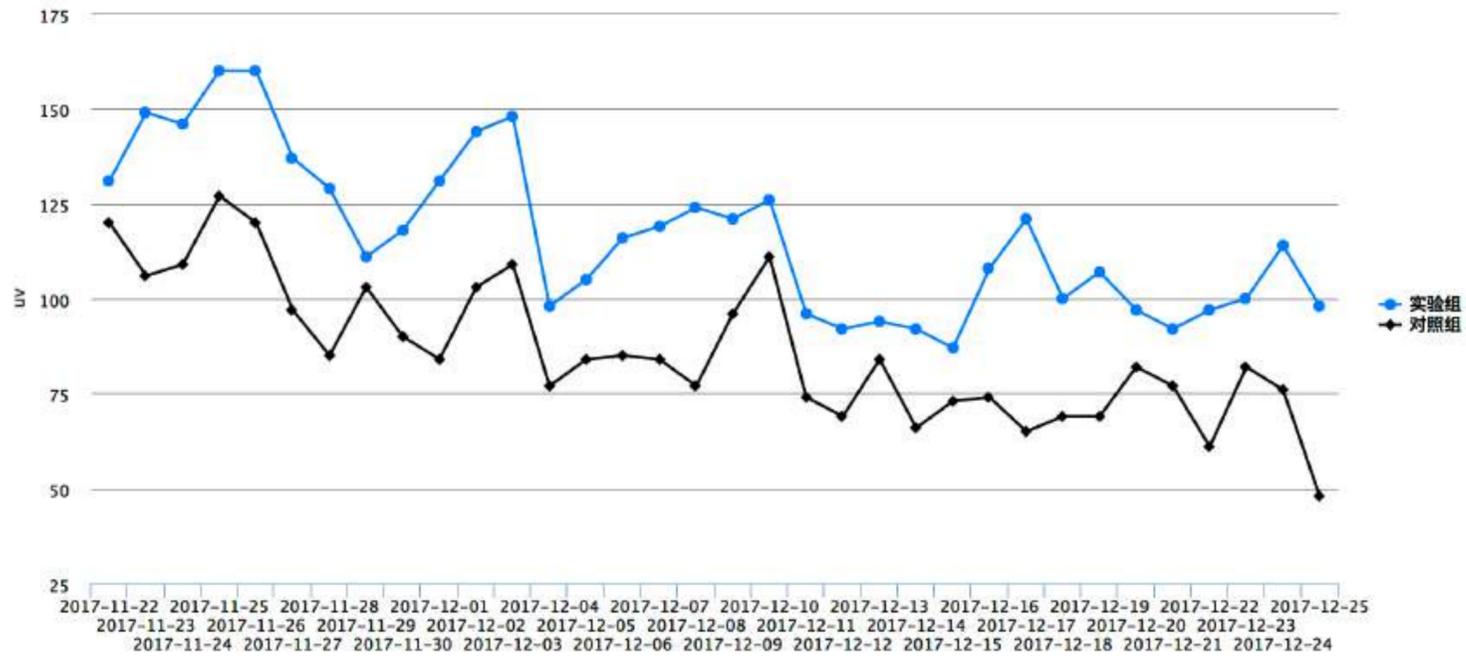
推荐关注主播



推荐正在直播

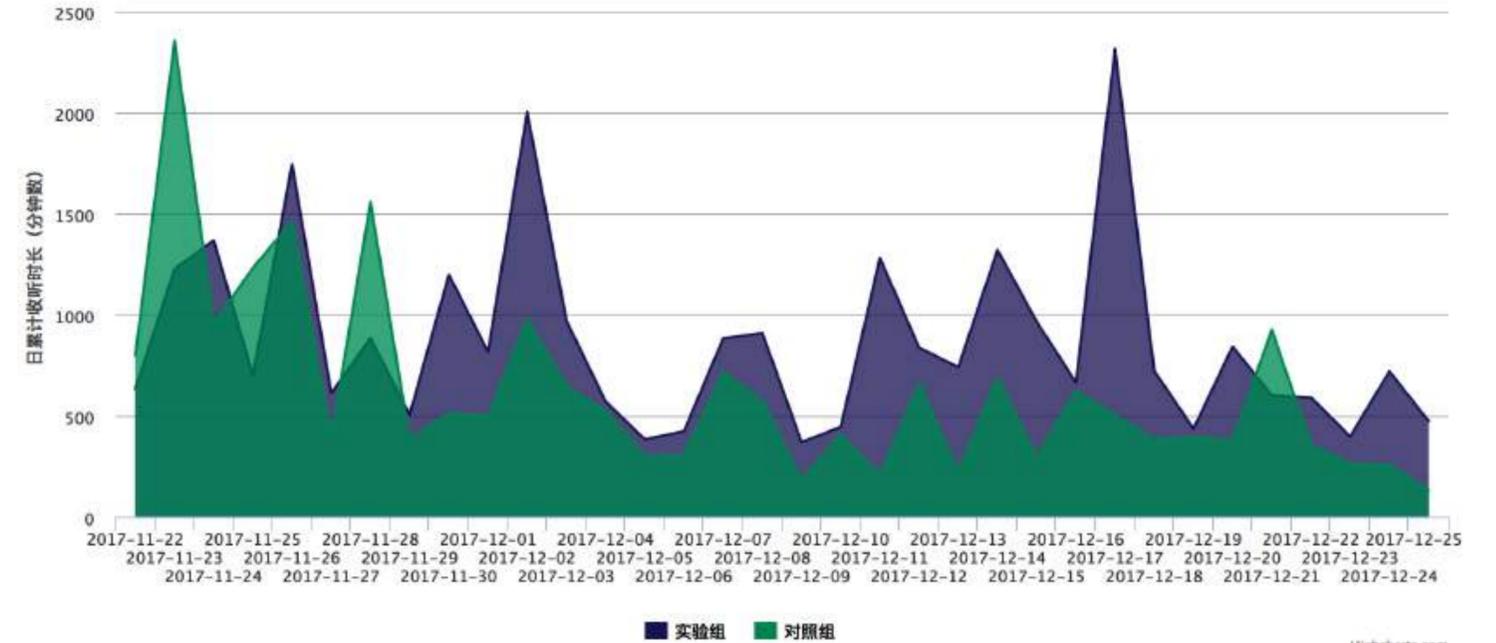
协同过滤线上效果

推荐位点击uv对比图



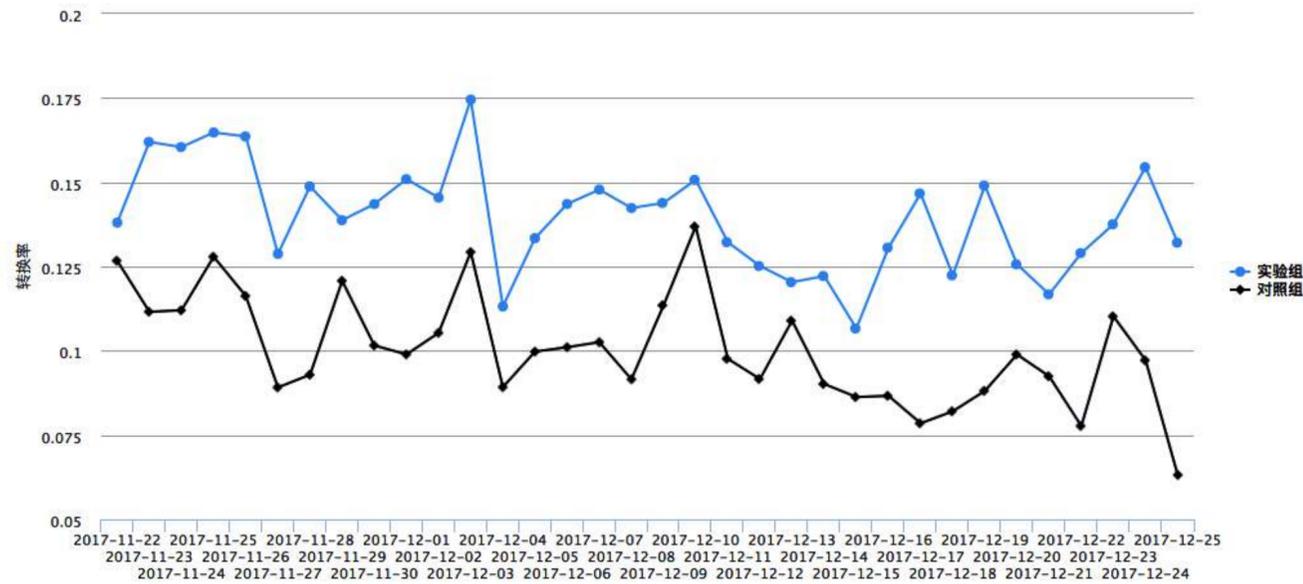
实验组推荐位UV点击率提升 **35%**

累计收听时长数据对比图



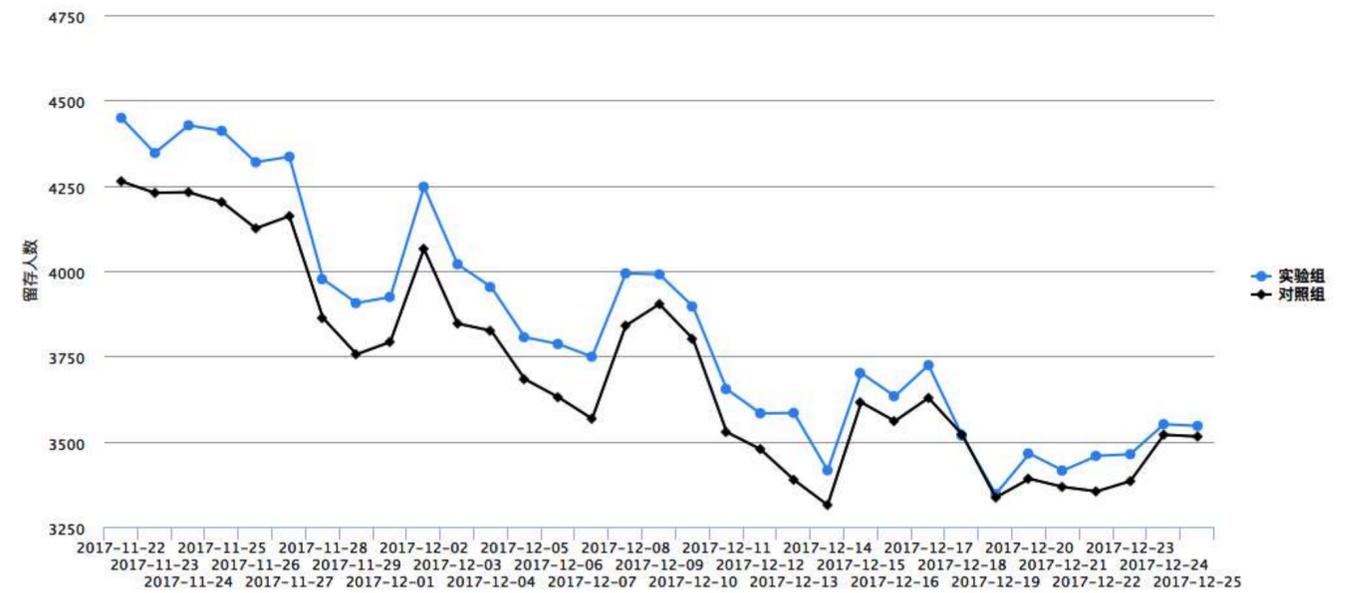
实验组收听时长提升 **40%**

点击/曝光数据对比图



实验组更多主播发现转化率提升 **38%**

留存用户数据对比图



实验组留存率提升 **4%**

TABLE OF CONTENTES

红豆Live简介

直播推荐系统

标签服务

用户画像

召回服务

排序服务

总结与展望

直播推荐系统

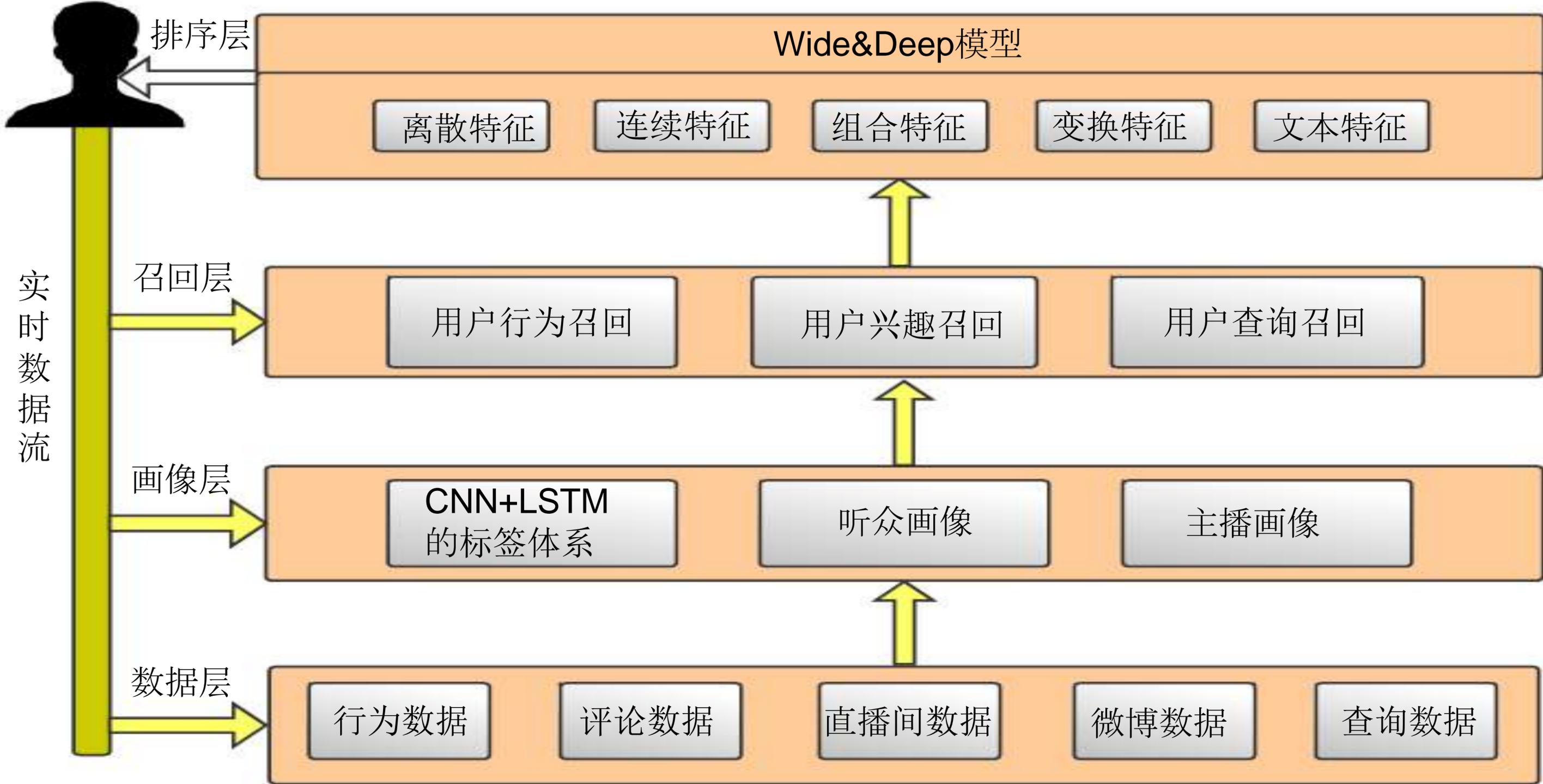


TABLE OF CONTENTES

红豆Live简介
直播推荐系统

标签服务

用户画像

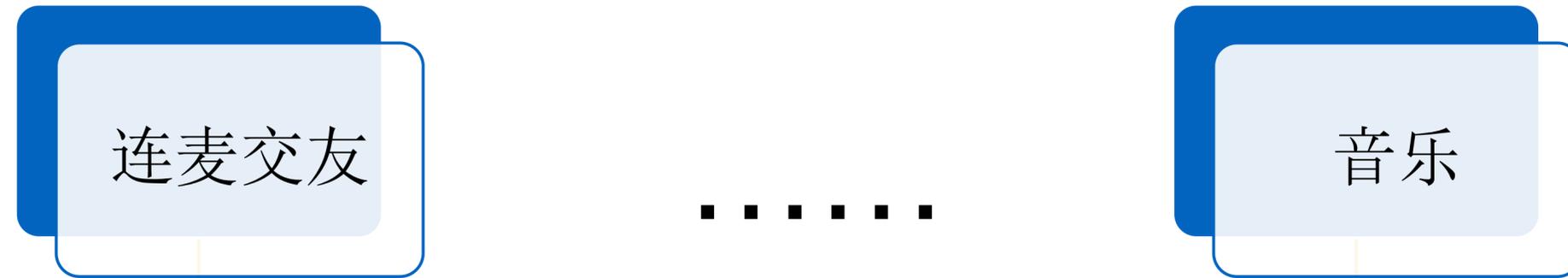
召回服务

排序服务

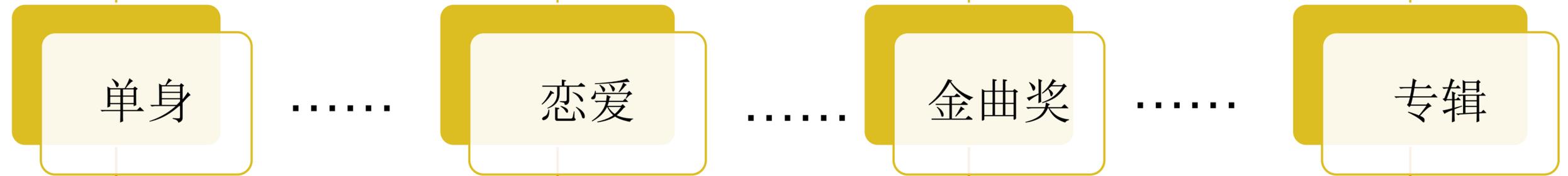
总结与展望

标签分类体系

20个标签:



2000个topic:



50万主题词:



直播间分类挑战

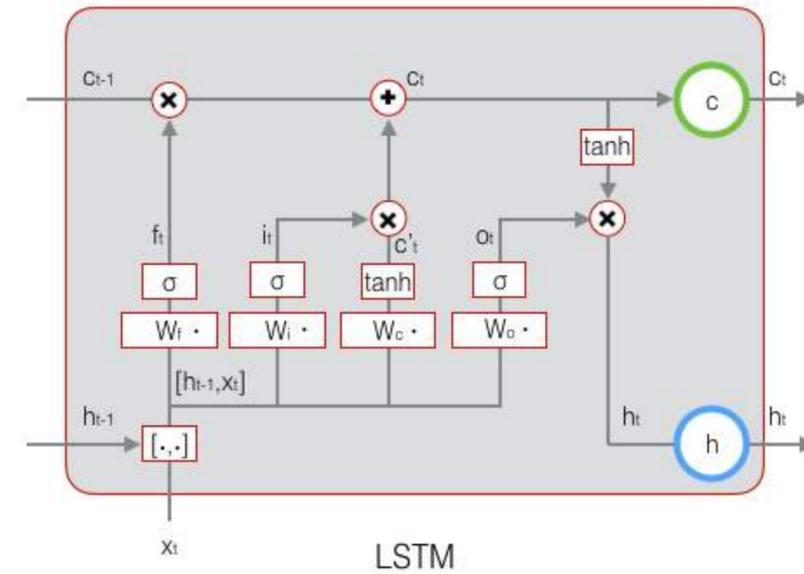
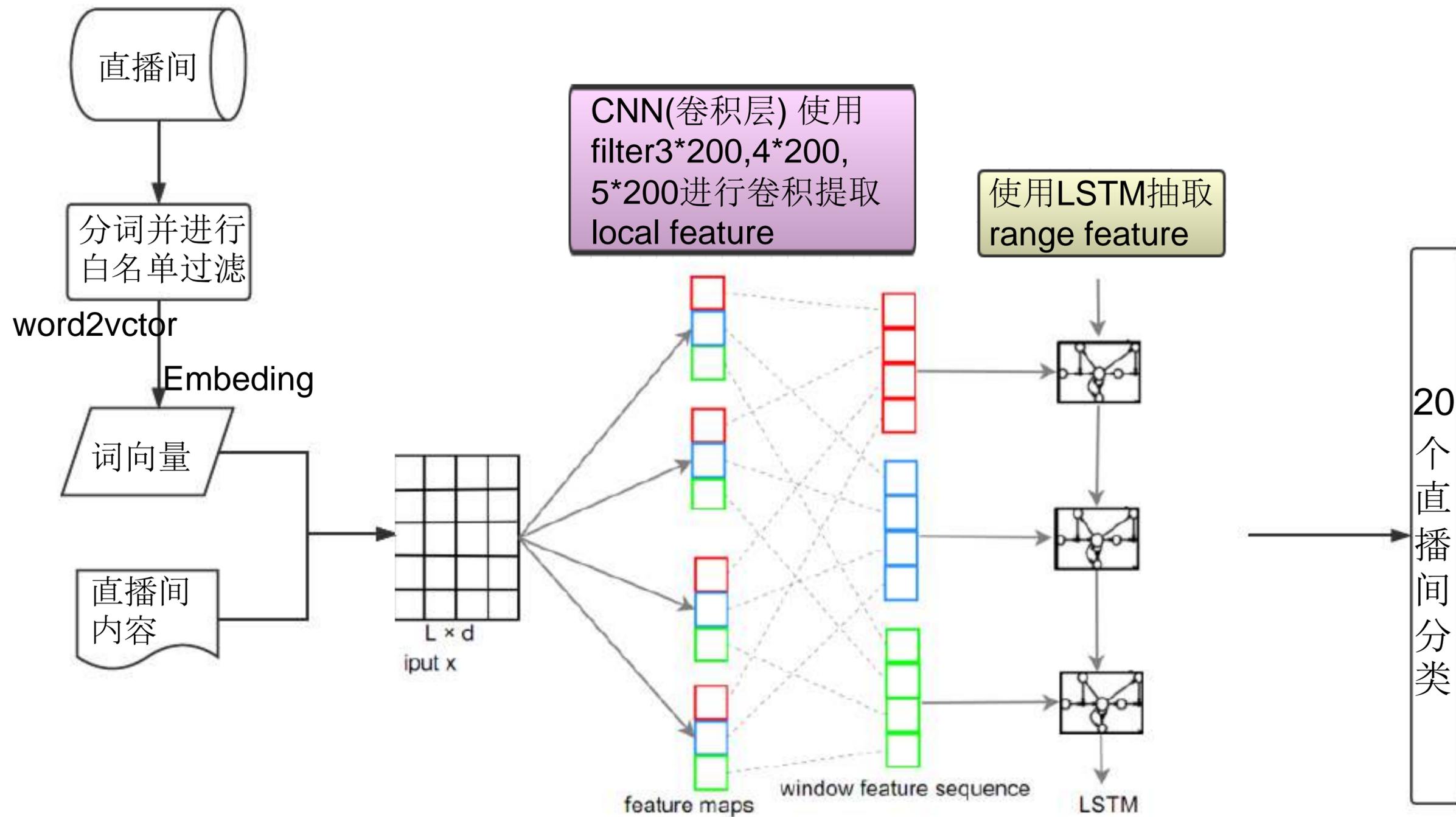
直播间语音转文字：

哈喽，有人吗？崔庙小，那进来的啊要不要来，点，咋的，哒哒，嗯哪，不知道有没有人在听，据我简单介绍一下我自己吧，我多，就没怎么关注他了，就是，一个人吗？哈喽聊聊天，好像没有什么人，那，张文章，然后找一张，嗯我关注一个公众，那么今天开始，一切都是最好的安排，，书上，他就一，书小说到上书店，累的一面，可以幕后的那一面，不想谈心那么关心，光洁的，就访谈节目时他说，希望自己能够洗比人好，只有小圆一具有小演员，小角色，等会儿，恩继续，在他看，演员的职责就是变化，变成了娱乐圈，演员，关注的东西并不是演戏，而是出名，做娱乐赚钱，价值，回自己的家，甚至想放弃自己，吃了二十年的，去化去，与找寻做演员的意义，作为演员的成就感和快乐，找寻自己那，挺坚持的东西，零个增长阅历的积累很多年，现在认识到，中队发生潜移默化的变化，在我们不停地经历每一件事情，毕竟每个人看每一本书，知道是一个什么样的人，如果你陷入一种E的，都没好好爱你的没有体验过，其实这本书就，告诉我们一个人无法自成孤岛，你终会发现一个适合你的，也许家相处的方式，进，哪呢，可以聊一聊天，云南，想想鹿晗好了，喜欢他的时候是因为重返二十，这部电影，看完之后觉得这，孩子很可爱，觉得看起来真的好可爱，后来，突然我们，跑男里面就因为炒西皮，哦我去我去，不想让自己那么那么喜欢他了，我自己心情会郁闷了吧，如果有，血太后属于别人的话，那就很伤心，所以，就决定，不想那么喜欢他了，但是每次看到他发的微博吗？就觉得人成为，我的能量，但是，我应该不会像以前那么喜欢他了吧，就是我一听到别人说鹿晗，这样我就会很生气，后来爸就理智很多星座，还有双子，白羊跟双子是可以相处的很好的，都相处的很好，这个是我，桃白白那里学到的，拜拜，就是一套研究星座，其就会，去看看她，战场的战场就是，战场，然后这个星座的专长是，或者去了解，想要去了解的星座，很多人都不相信新手觉得是我觉得星座，然而一把，如果你相信的话你就会觉得，他说的非常有道理，但是如果你，是吗？我真的不知道其他人是，看到

挑战：

- 没有特别明确的主题
- 语音转文字信息损失
- 文字噪声比较大

直播间分类标签(CNN+LSTM)



$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

$$q_t = \tanh(W_q \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_q)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot q_t$$

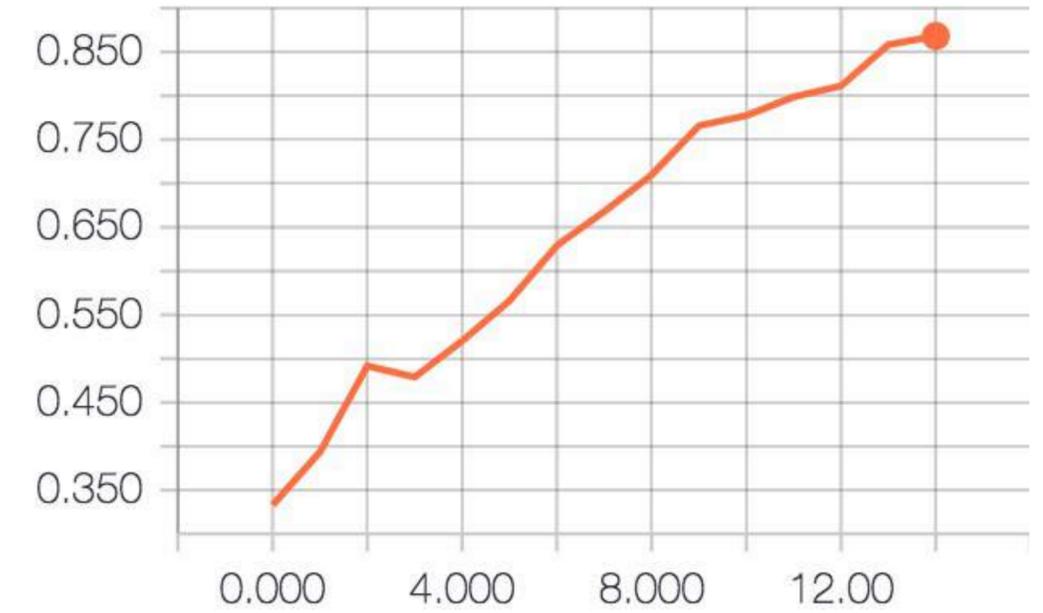
$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t)$$

性能效果

训练

	直播间数	训练收敛时间	Loss	Acc
CNN	10w+	30m	0.38	0.94
CNN+LSTM	10w+	1h	0.35	0.96
LSTM	10w+	2h	0.32	0.97

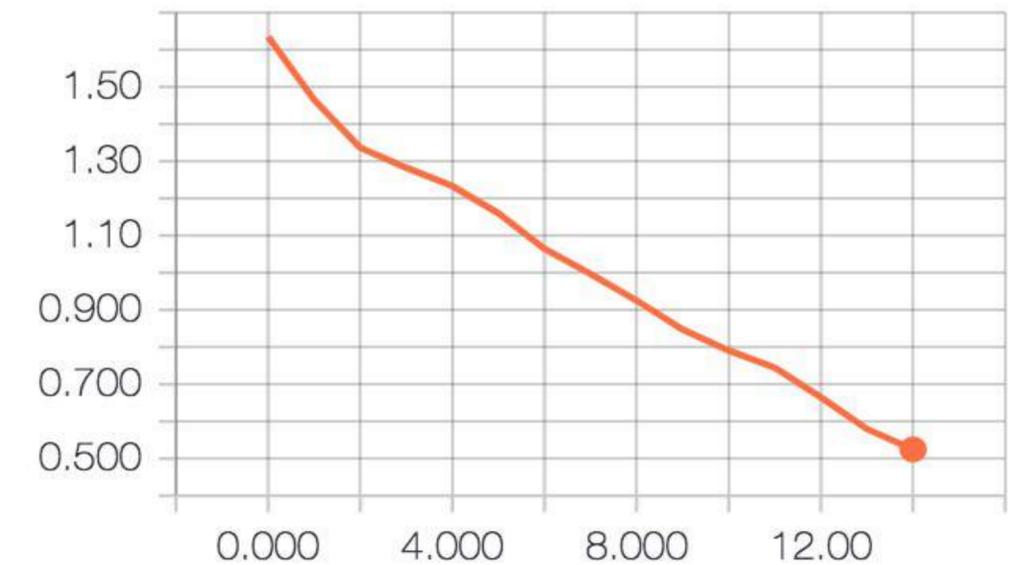
CNN+LSTM Acc



预测

算法	准确率	召回率
LR	0.63	0.56
CNN	0.93	0.90
CNN+LSTM	0.95	0.91
LSTM	0.96	0.93

Loss



参数选择

超参选择和调优

	损失函数	优化方法	过拟合处理	迭代次数	Batch-size
CNN	categorical_crossentropy	Adadelta	L1,L2正则化, early-stopping,drop out	45	200
CNN+LSTM	categorical_crossentropy	Adadelta	L1,L2正则化, early-stopping,drop out	56	300
LSTM	categorical_crossentropy	Adadelta	L1,L2正则化, early-stopping,drop out	58	240

TABLE OF CONTENTES

红豆Live简介

直播推荐系统

标签服务

用户画像

召回服务

排序服务

总结与展望

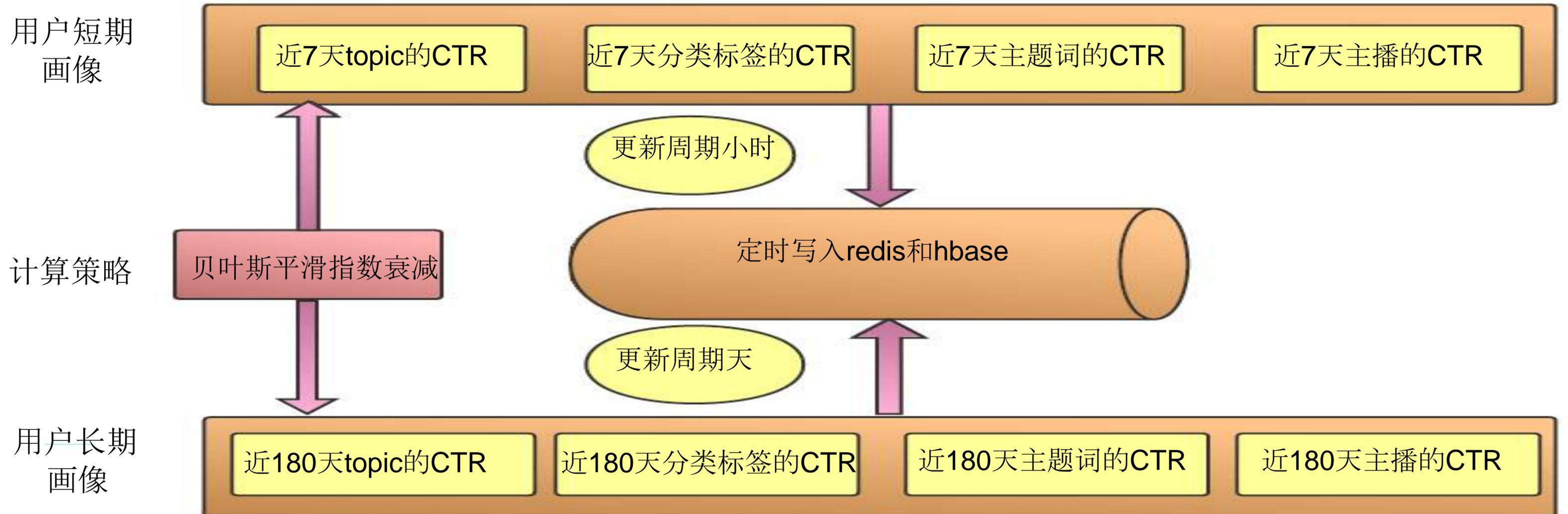
用户画像

背景：

用户画像定义使用标签来量化用户特性属性，达到描述用户的目的。开发真正贴合用户实际需求的推荐系统，用户画像是很关键的。在红豆**Live**推荐系统中，通过定时或者实时更新用户画像，可以更精准和实时的给用户推荐相应的主播。

用户画像

红豆Live主要基于用户所听直播间的分类标签，主题词，topic 三个方面来对用户进行刻画。redis 存储用户7天和180天的用户画像，更新周期分别为小时和天,反映用户的长短期兴趣。



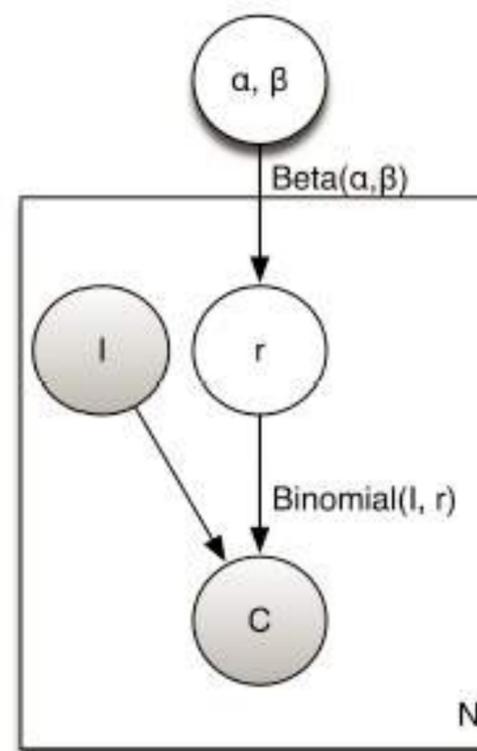
用户画像

难点与挑战

用户对直播间类别点击的稀疏问题，导致CTR可靠性不高

解决方案：贝叶斯平滑

预先计算出 α, β ，对CTR进行修正



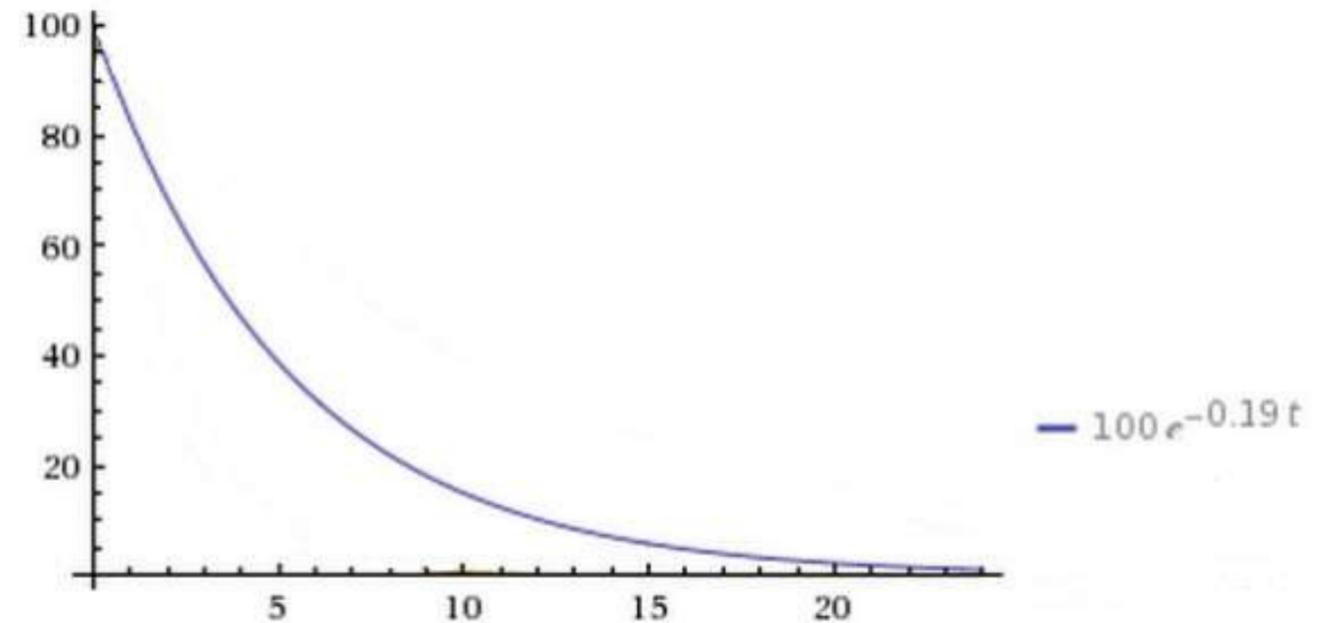
用户画像

难点与挑战

刻画标签的热度随着时间逐渐冷却的过程

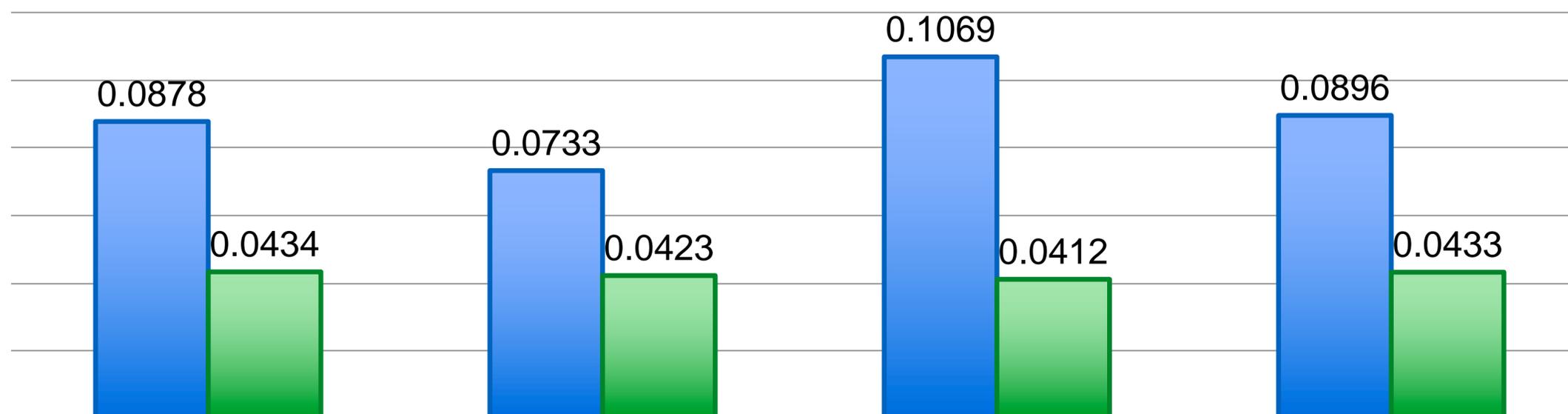
基于牛顿冷却定律的时间衰减函数模型

$$T(t) = T(t_0) \times e^{-k(t-t_0)}$$



用户画像

推荐效果对比



■ 用户画像推荐 ■ 协同过滤

TABLE OF CONTENTES

红豆Live简介

直播推荐系统

标签服务

用户画像

召回服务

排序服务

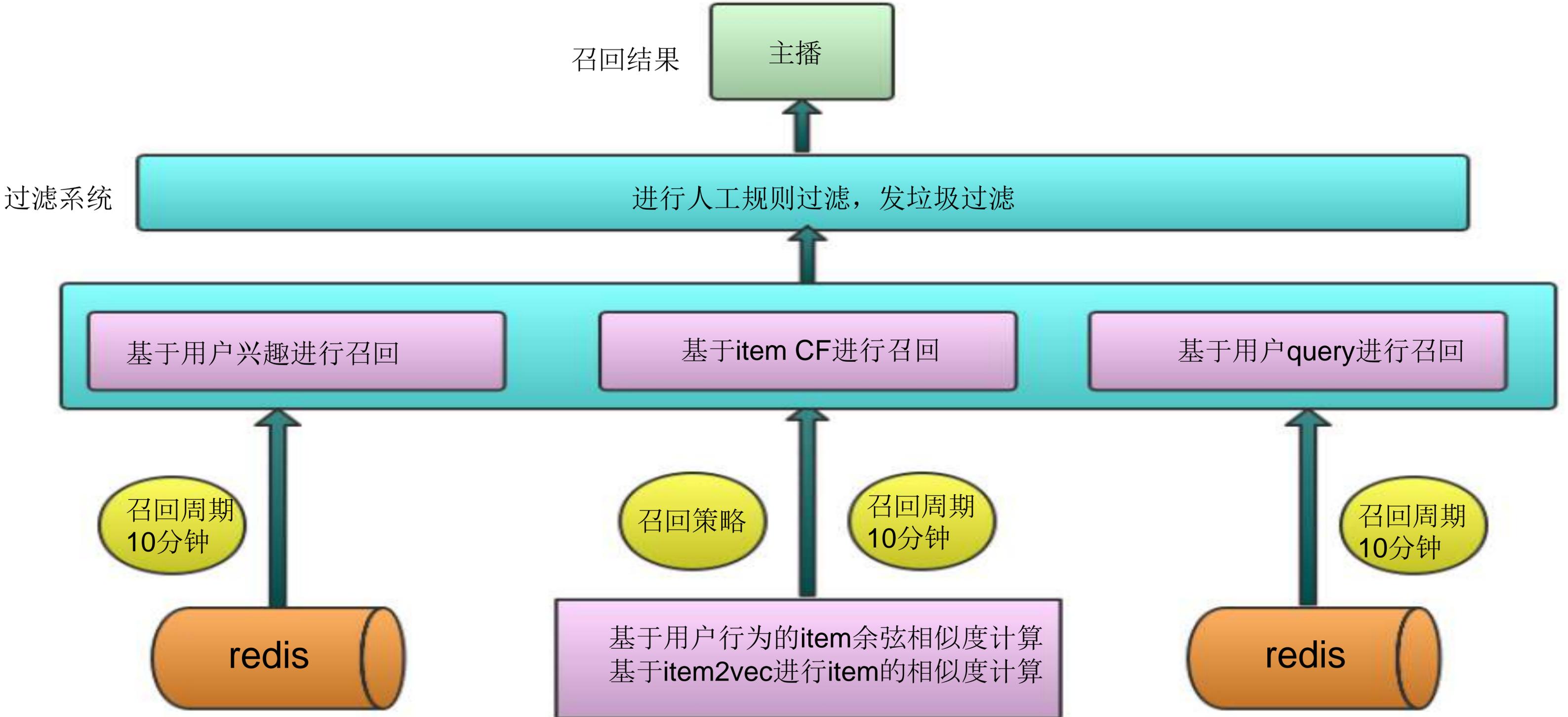
总结与展望

召回服务

背景：

单策略的推荐一般针对一种或者某几种场景进行优化，覆盖的用户有限。比如冷启动问题，用基于CF的召回策略，几乎召回不到item。该召回服务的作用就是尽量基于不同用户的不同场景进行不同策略的召回。在红豆Live推荐系统中，我们使用了一一基于用户兴趣、基于itemCF、基于query等多种策略进行召回。最后对多重策略的召回的主播进行排重、过滤、融合。

召回服务



召回服务

不同召回策略的覆盖度

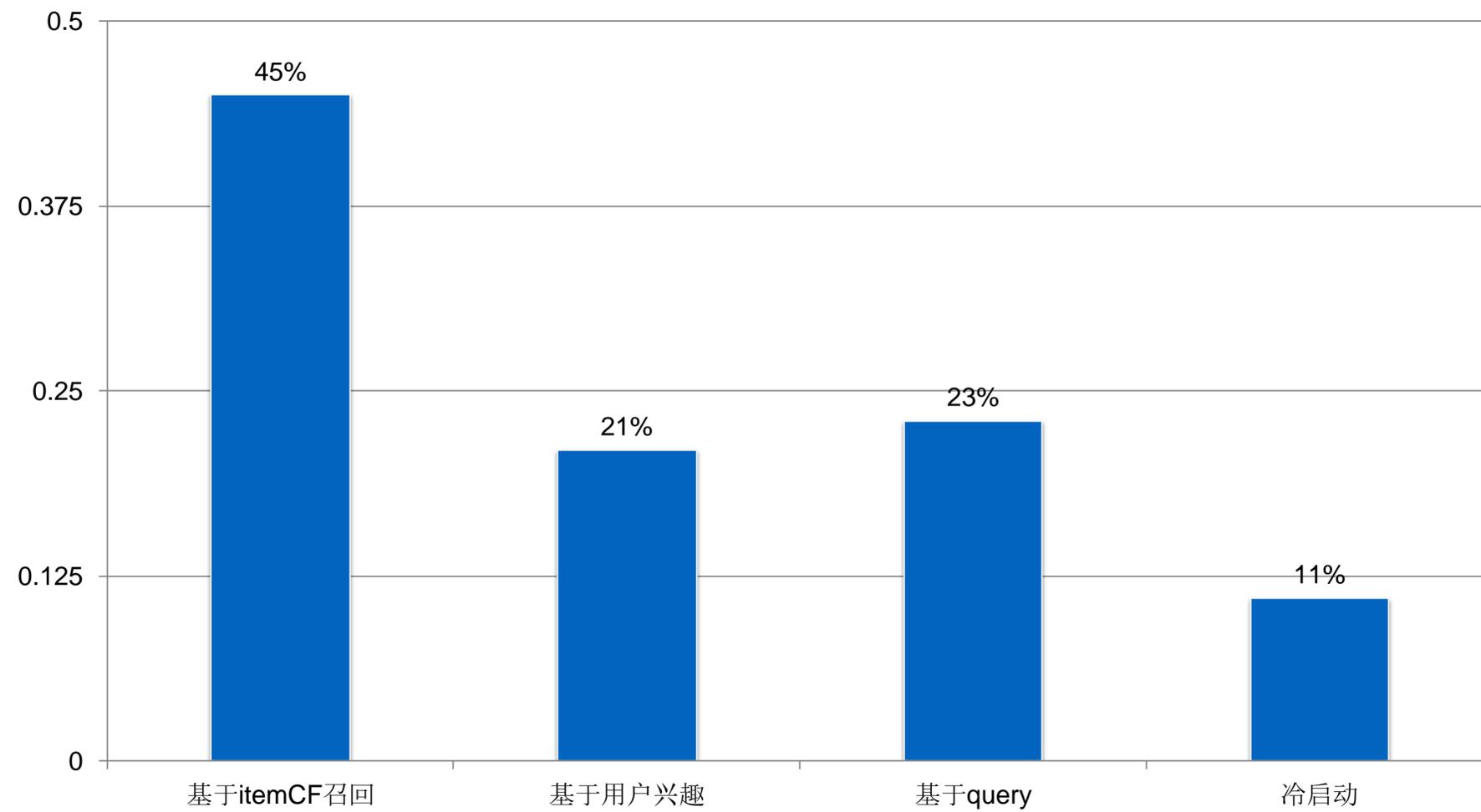


TABLE OF CONTENTES

红豆Live简介

直播推荐系统

标签服务

用户画像

召回服务

排序服务

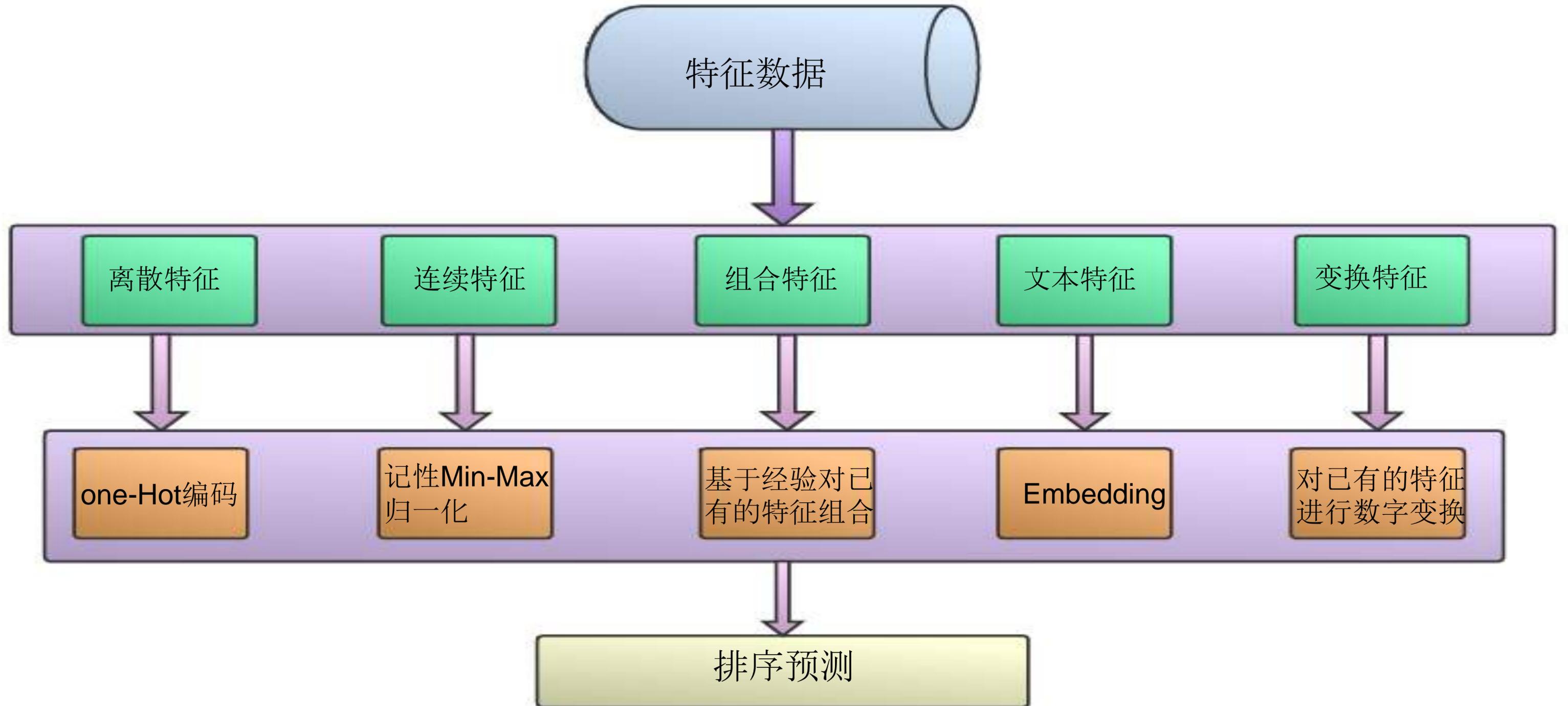
总结与展望

排序服务

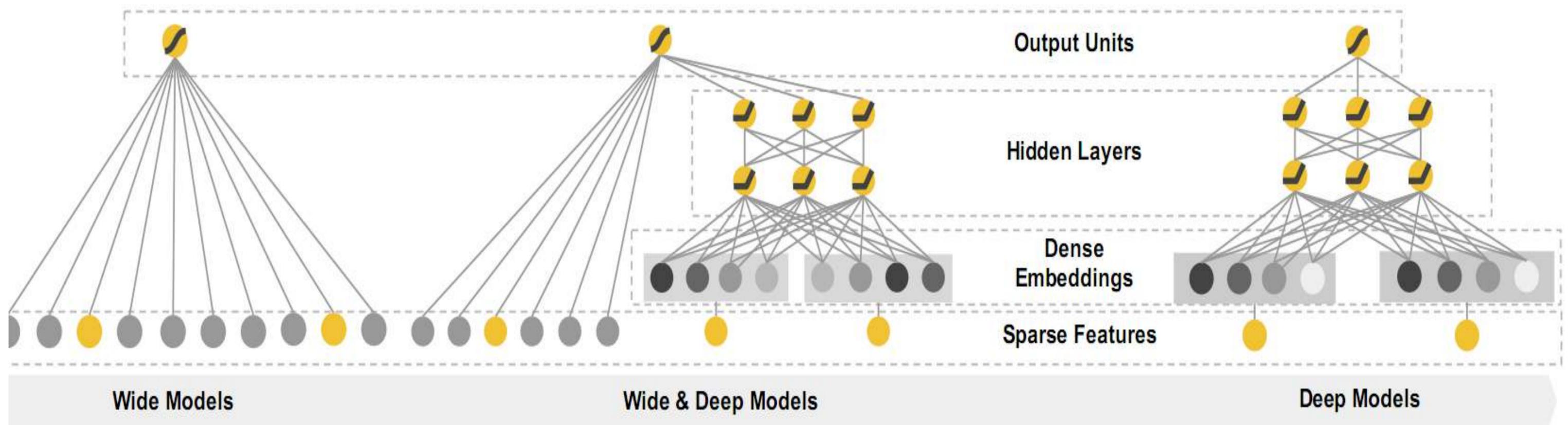
背景：

最终展示给用户的item一般是5到10条。召回阶段的item的候选集一般是展示item的10倍左右。不同策略召回的候选集如何选出要展示给用户的10条item,展示的顺序如何排列是由模型决定结果。在红豆Live中，使用了Wide & Deep 模型进行排序。

排序服务



排序服务



排序服务

效果与评估：

基于tensorflow实现Wide&Deep网络	
损失函数	Cross Entropy
优化器	Adam
训练数据	100w+
测试数据	20w+
Batch-size	3000
迭代次数	30

离线auc对比

模型	auc
Base model	70.76%
Deep 网络	78.34%
Wide&Deep	80.97%

TABLE OF CONTENTES

红豆Live简介

直播推荐系统

标签服务

画像服务

召回服务

排序服务

总结与展望

总结与展望

- 直播间的分类标签使用**CNN+LSTM**。利用**CNN**得到的特征作为**LSTM**的提升，解决了**LSTM**训练和预测耗时的情况，预测精度没什么损失
- 排序阶段使用 **Wide&Deep** 网络结合的方式，可将直播的节目和用户中的隐藏特征自动化的提取、关联、抽象出来，**CTR**预估的结果有提升
- 后续直播间分类尝试**GRU**或者 **CNN+GRU**，排序用**RNN**
- 以及尝试抽取直播间音频特征召回

Thanks!