十年架构 成长之路

SACC 第十届中国系统架构师大会

SYSTEM ARCHITECT CONFERENCE CHINA 2018

2018年10月17-10月21日 北京海淀永泰福朋喜来登酒店

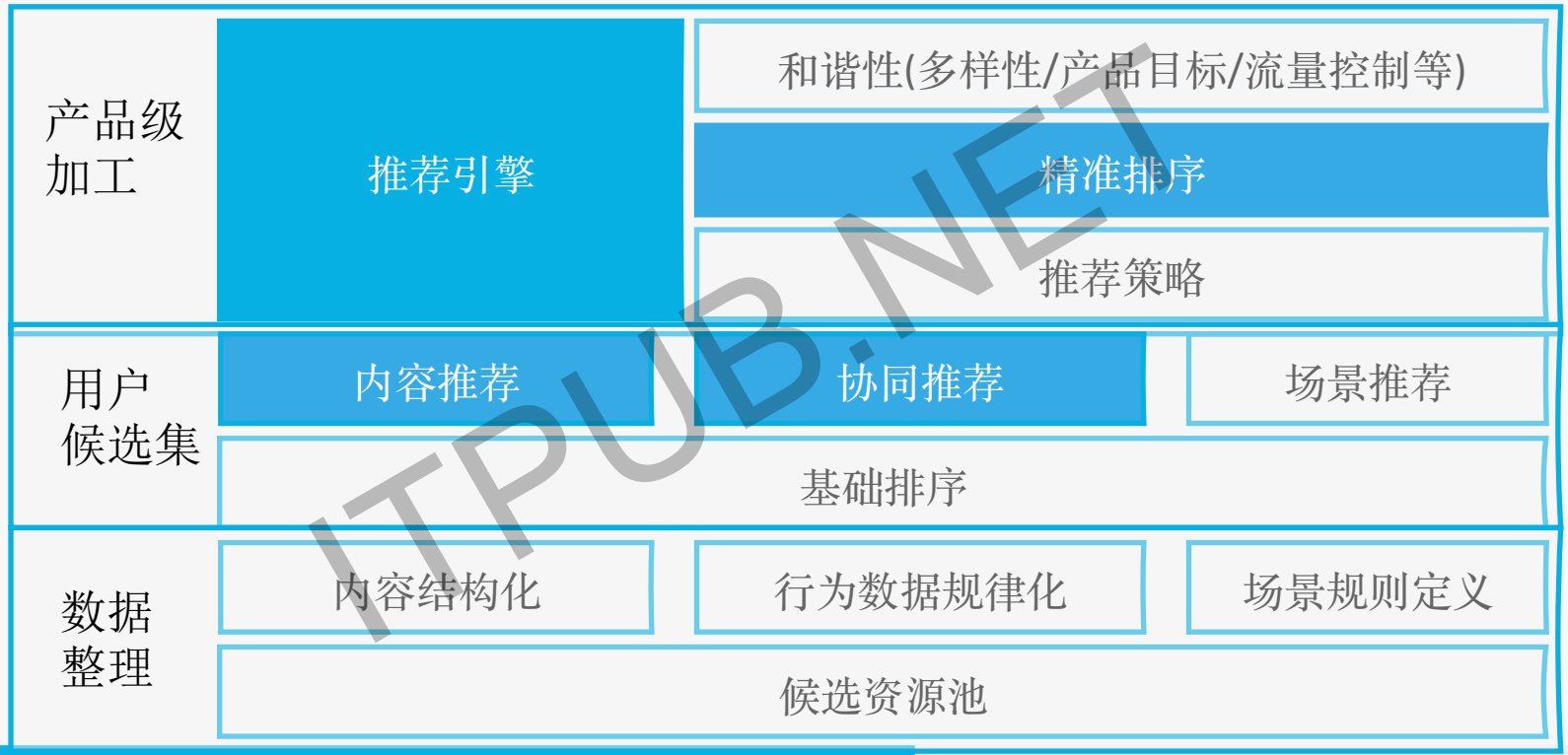
短视频推荐系统实践

搜狐视频 李修鹏

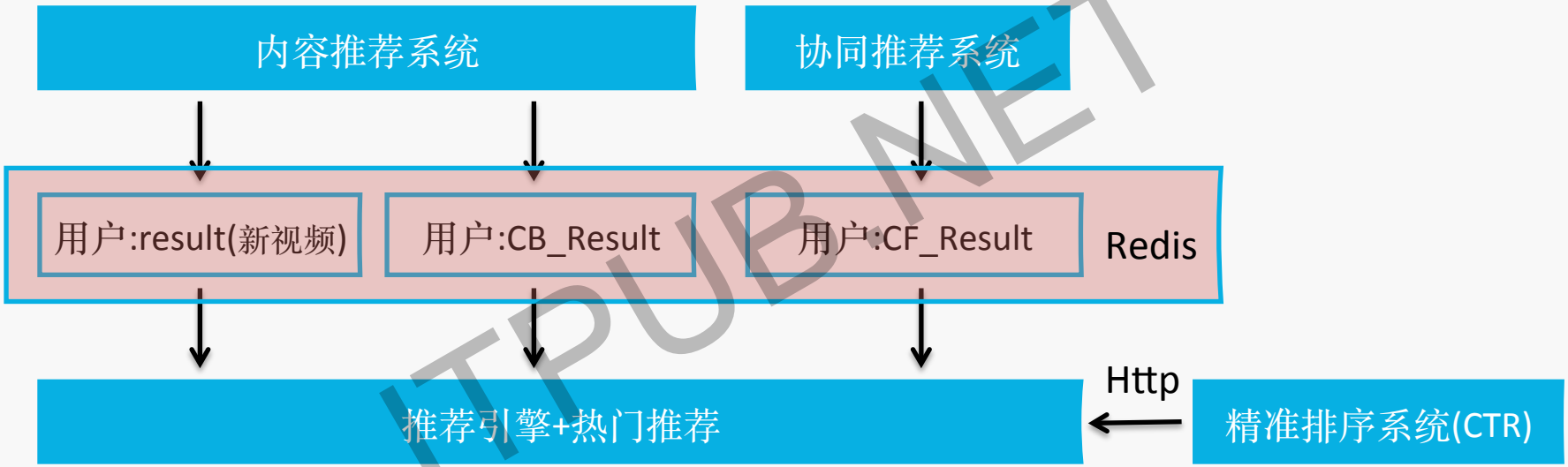
目录

推荐系统架构

推荐架构



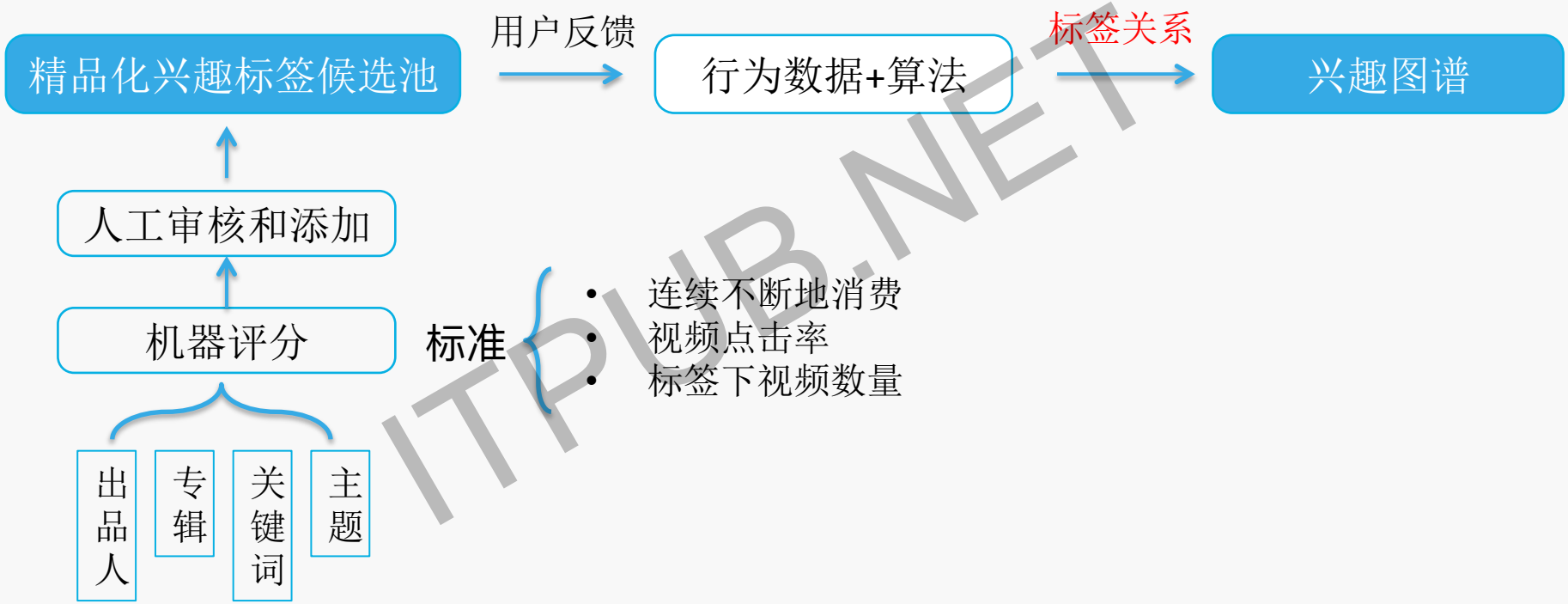
推荐架构



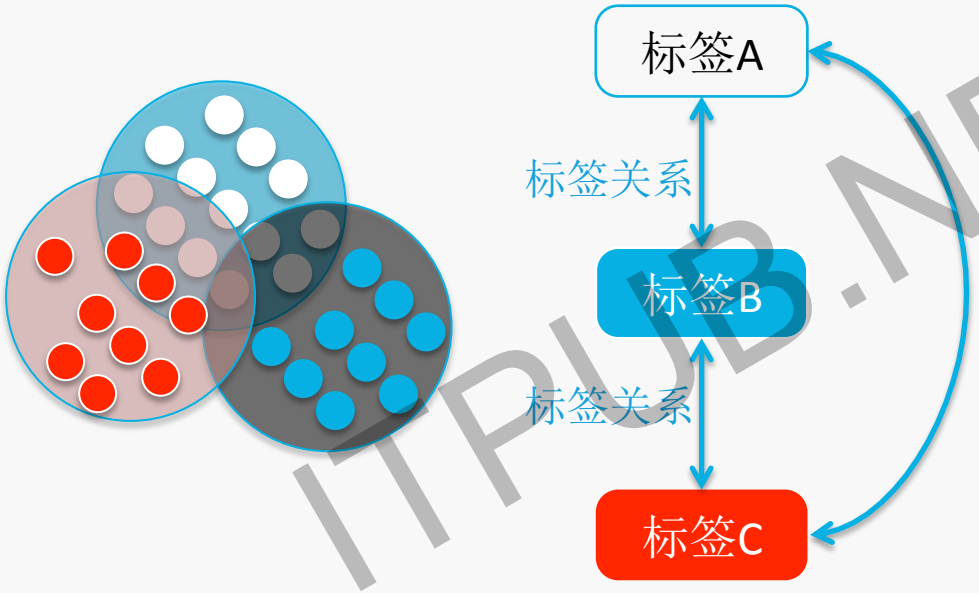
内容推荐系统

相关度									热度	时效
一级类	二级类	三级类	兴趣图谱	主题模型	关键词	Embedding	出品人	...	E&E	Time
兴趣分类 层级结构 粗			精品化 兴趣标签 (细)	关键词 共现 聚合 图片特征 聚合	人工打 标签 标题提 取	视频标题 embedding <128维> sen2vec			展示/点击 梯度收敛	上传 时间

内容推荐系统



内容推荐系统



- 内容相似度:标题、分类等
- 集合的视频观影序列的共现度

协同推荐系统

用户行为数据:

	u1	u2	u3	u4	…	uk	…	…	…	um
i1	s11	s12	s13	s14	…	s1k	…	…	…	s1m
i2	s21	s22	s23	s24	…	s2k	…	…	…	s2m
i3	s31	s32	s33	s34	…	s3k	…	…	…	s3m
…	…	…	…	…	…	…	…	…	…	…
ik	sk1	sk2	sk3	sk4	…	skk	…	…	…	skm
…	…	…	…	…	…	…	…	…	…	s1m
in	sn1	sn2	sn3	sn4	…	snk	…	…	…	snm

协同基础数据

记忆和归纳得出消费规律

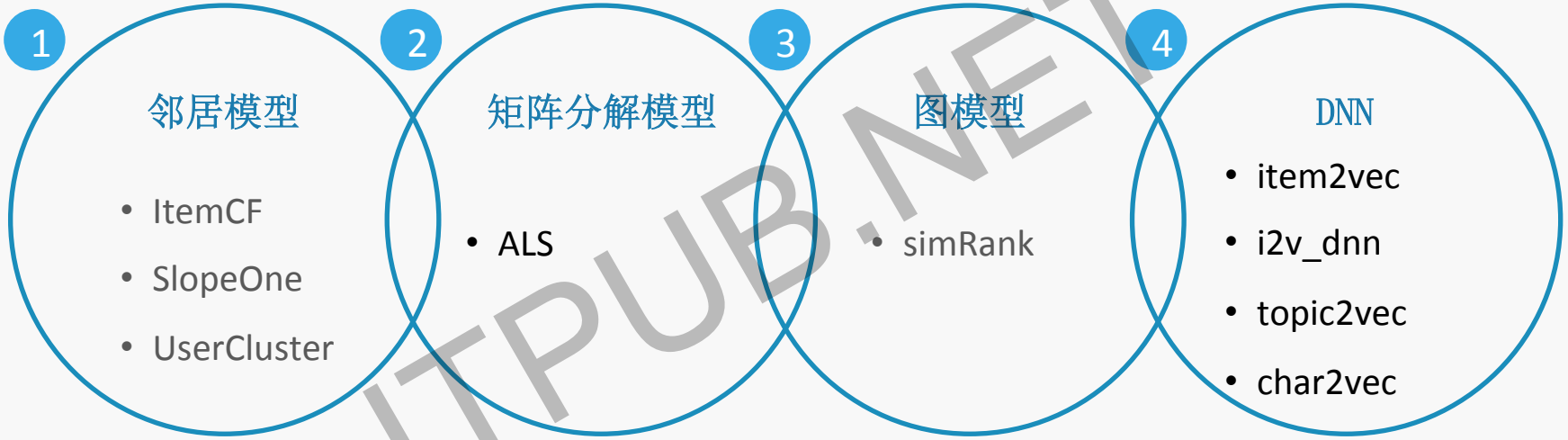
序列预测

- Item: 视频、分类、标签、主题
- 序列: Item1… Item n观影后 下一个最佳item?

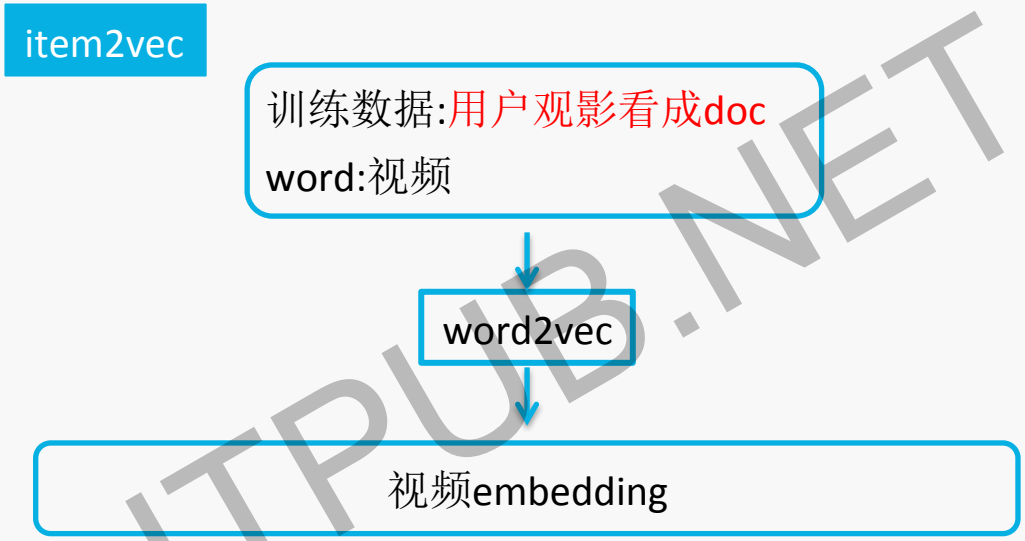
群体效应

- 兴趣群组(用户)内投票推荐
- 相似兴趣用户组(用户)交叉推荐

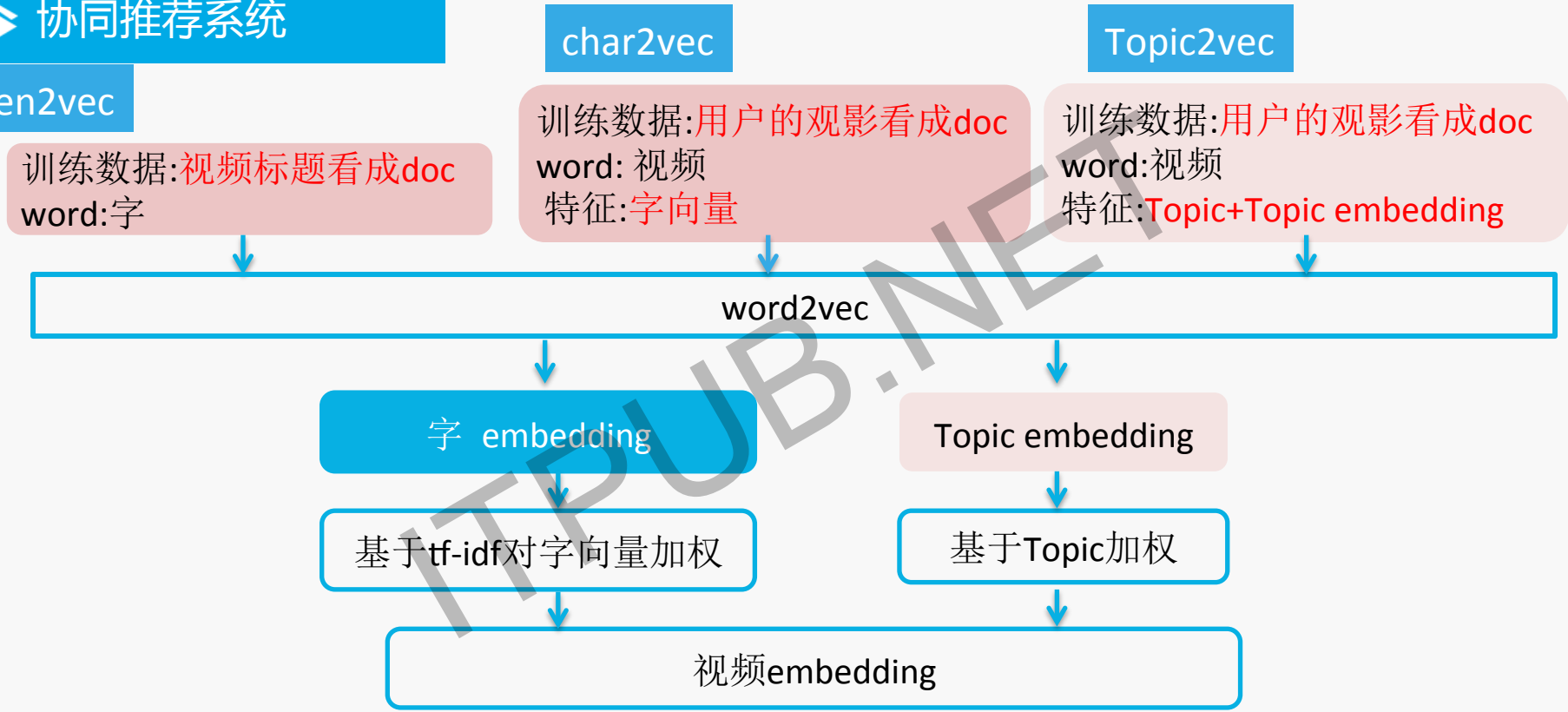
协同推荐系统



协同推荐系统



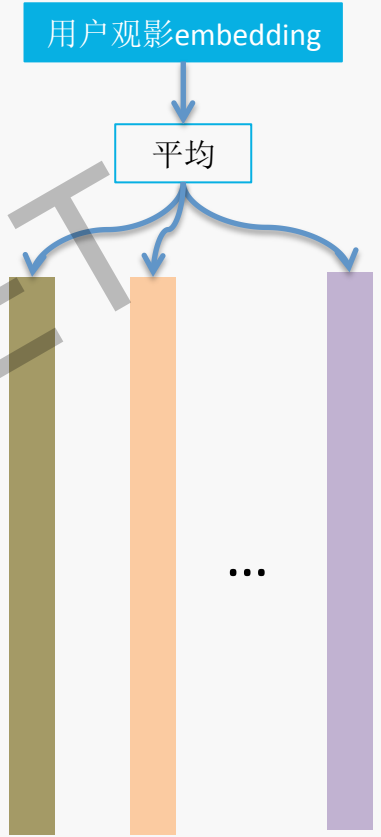
协同推荐系统



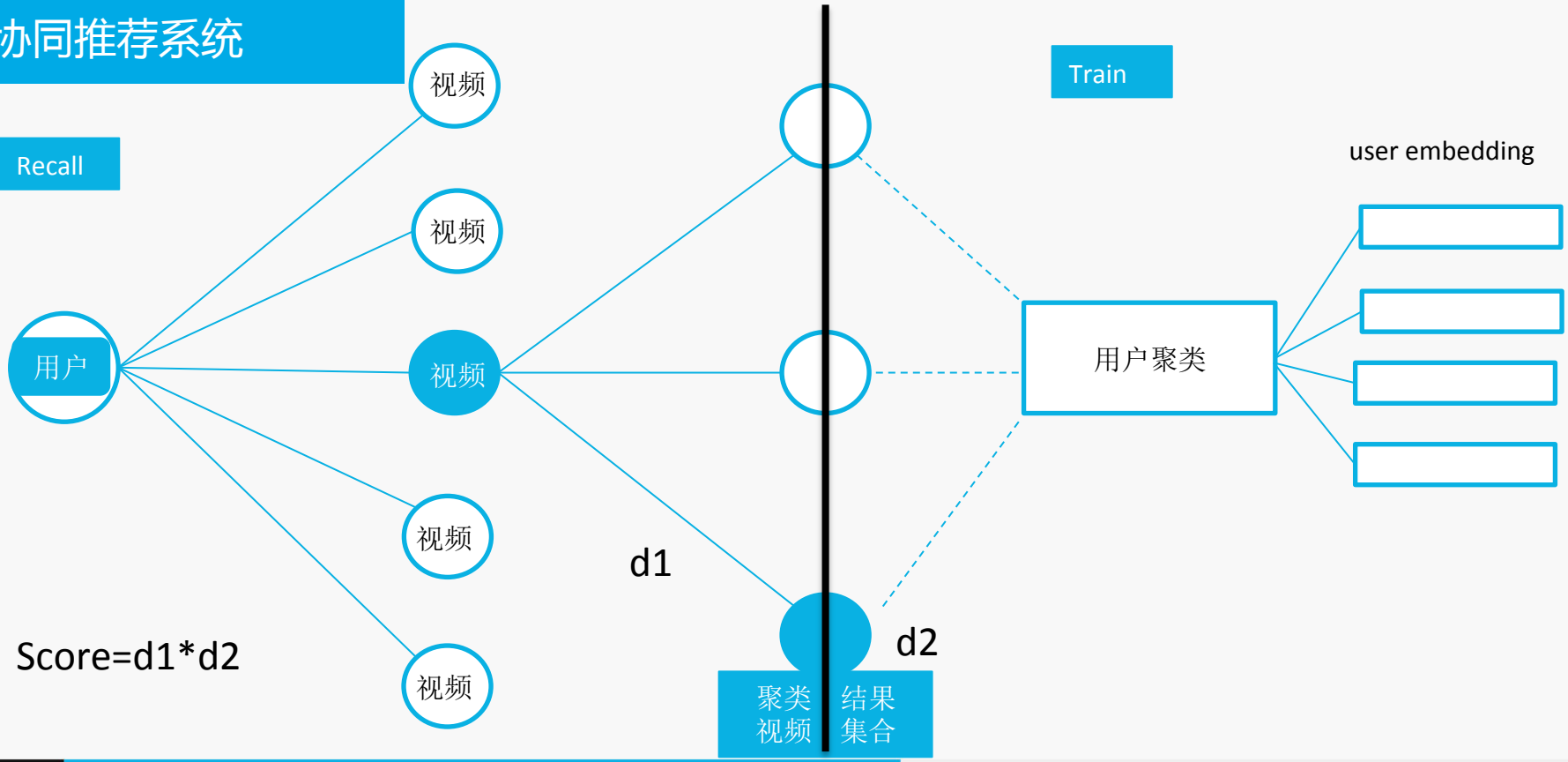
协同推荐系统

UserCluster

- 输入
  1. 活跃用户观影序列
  2. 视频embedding(字向量生成)
- 计算方式
  1. 根据用户观影序列做embedding平均,得到用户embedding后，使用Kmeans进行用户聚类



协同推荐系统


Recall
视频
视频
用户
视频
视频
视频
Score=d1*d2
d1
d2
聚类视频
结果集合
Train
user embedding
用户聚类

召回策略分析

- 分类和聚类:乒乓球,起点
- Item2item：沙子,快速改变

精准排序系统(CTR)

CTR基础数据

用户行为数据:

Feature			Label
视频特征	用户特征	场景特征	是否点击
Video_Vector<k>	User_Vector<n>	Scenes_Vector<m>	0/1
v1	u1	s1	0
v2	u1	s1	1
…	…		…

- 精细评估,特征最多;
- 拟合点击率、播放时长等多目标;
- 耗时最严重一步。

精准排序系统(CTR)

传统机器学习模型

LR	LightGBM	XGBoost	FM	LGB+LR/FM
本地AUC最小，训练速度最快，但上线效果一般	本地AUC最大，上线效果不错	本地AUC和上线效果同LGB，但训练时间过长	本地AUC较大，上线效果较好，训练速度较快	本地AUC和上线效果都一般

深度学习模型

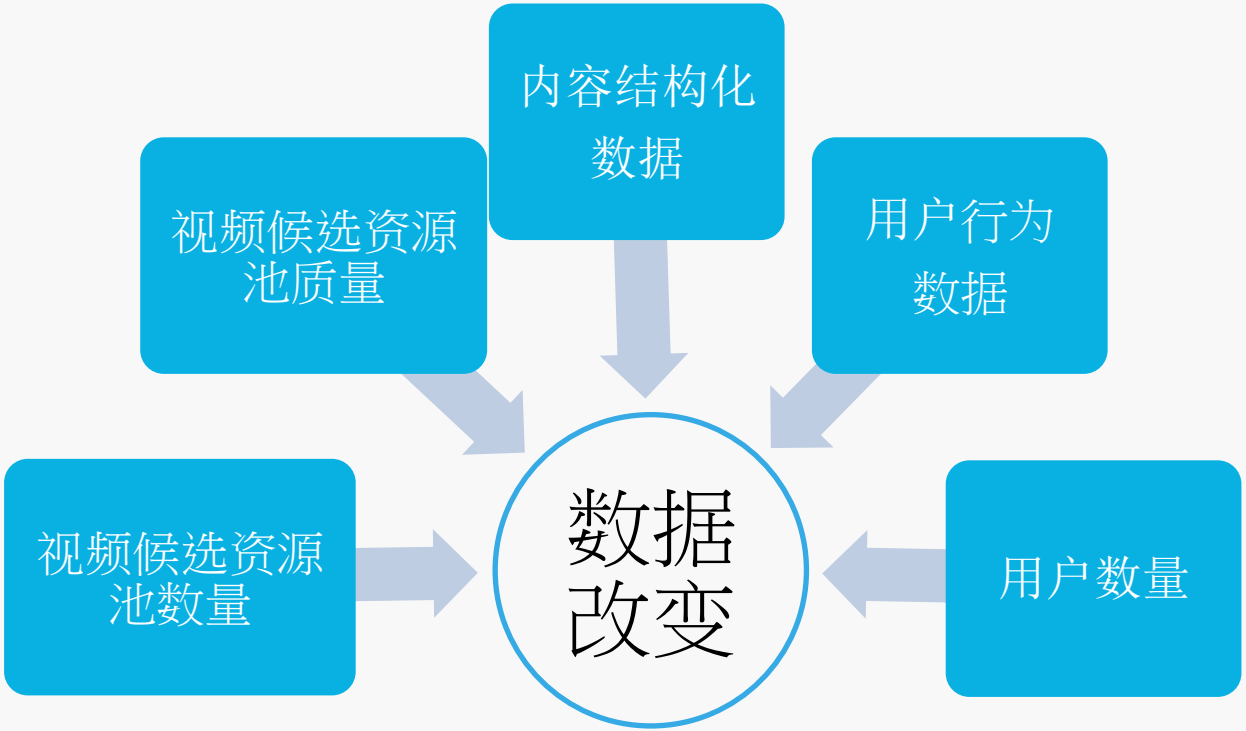
Wide&Deep	DeepFM	NFM	AFM和其它深度学习模型
本地AUC和线上效果一般，正在持续优化	本地AUC与FM相差不大，但上线效果较FM好	本地AUC与FM相差不大，但上线效果较FM好	（开发中）

- 本地 AUC： LGB> NFM > DeepFM= FM >其他;
- 训练时间：NFM = DeepFM>lightGBM>FM>LR;
- 预测时间：LR=FM > lightGBM> nfm> DeepFM

助力推荐系统成长

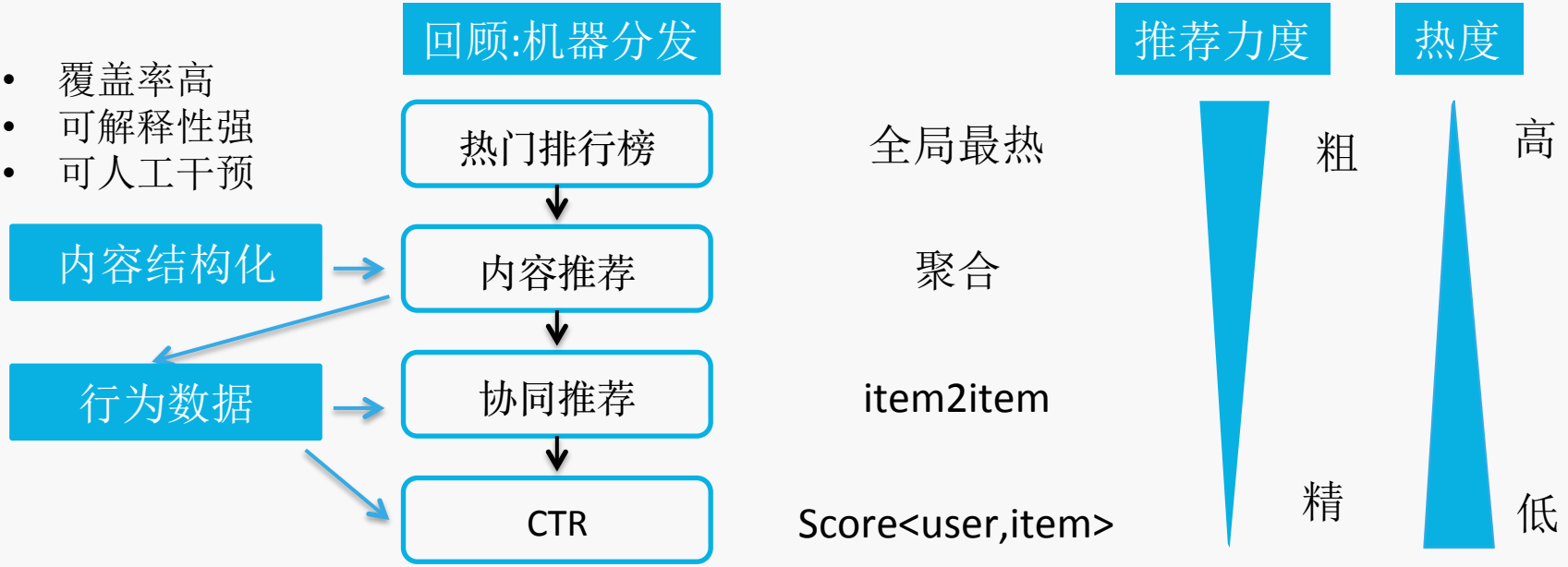
数据改变

数据改变

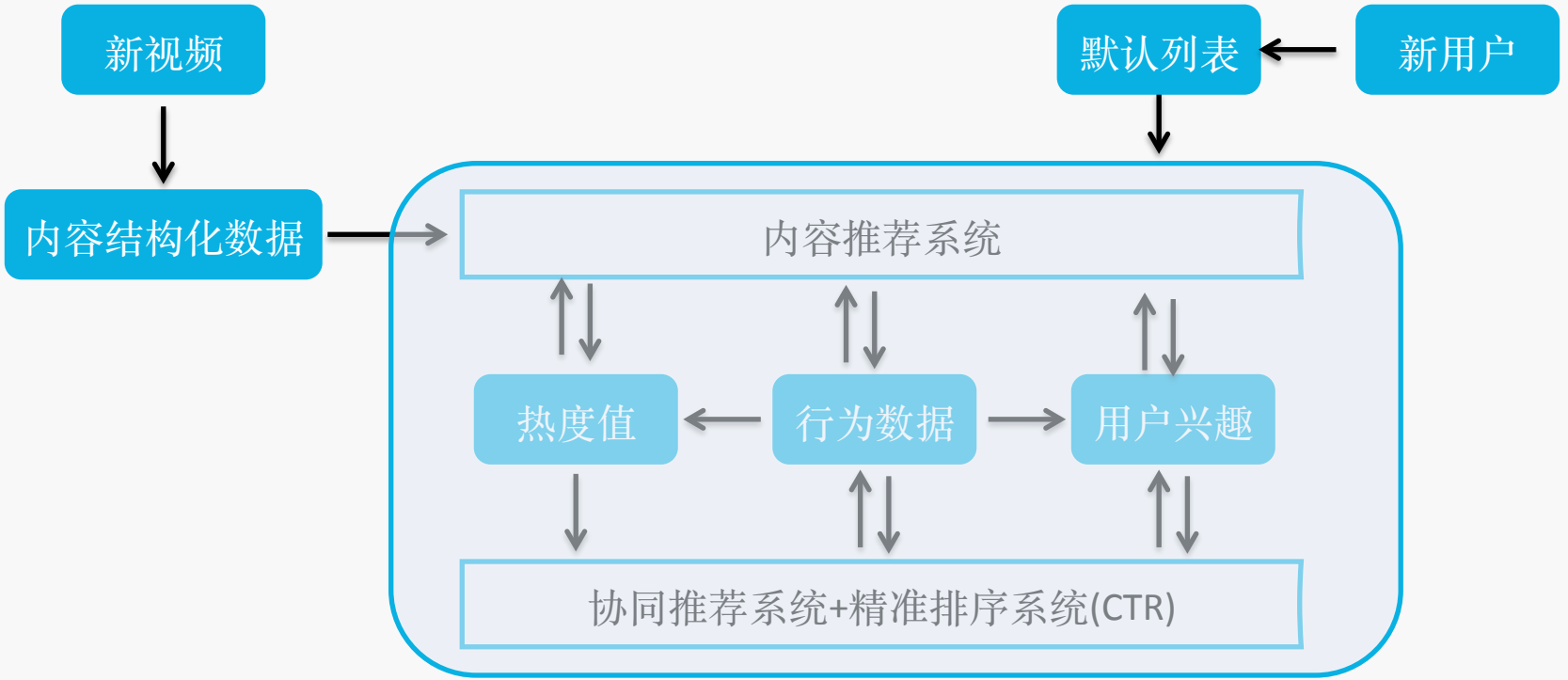


数据改变

- 覆盖率高
- 可解释性强
- 可人工干预



数据改变



算法改变

算法改变

数据

- 视频结构化数据
- 用户行为数据

算法

- 概率统计和预估
- 模型参数和特征
- 提升推荐细力度:降低热度值，提升相关性

协同推荐

- 传统与DNN召回模型各有优势，DNN更有想象空间
- 行为数据作为目标度量、内容结构数据作为特征
- 点击率和覆盖率

精准排序系统(CTR)

深度学习模型

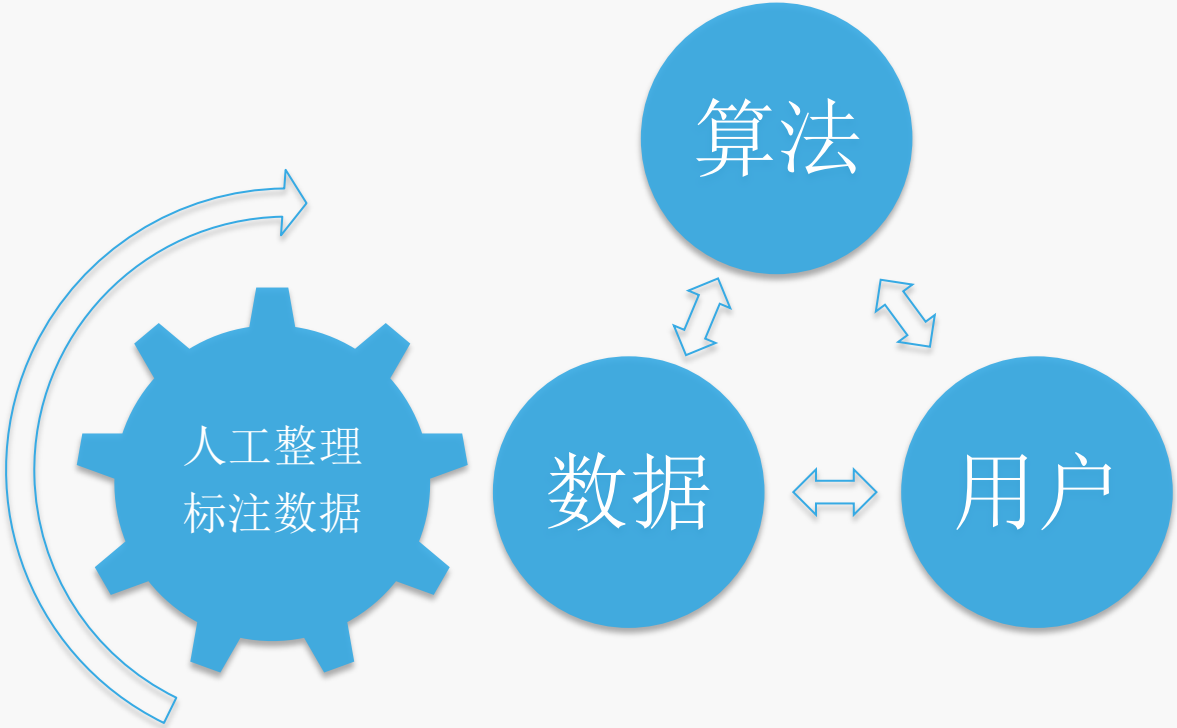
- FM系列深度学习模型
- 其它深度学习模型：跟进论文、自定义模型

模型融合

分为相同输入x和不同输入x

- 传统机器学习模型互相融合
- 深度学习模型互相融合
- 深度学习模型与传统机器学习模型融合

总结

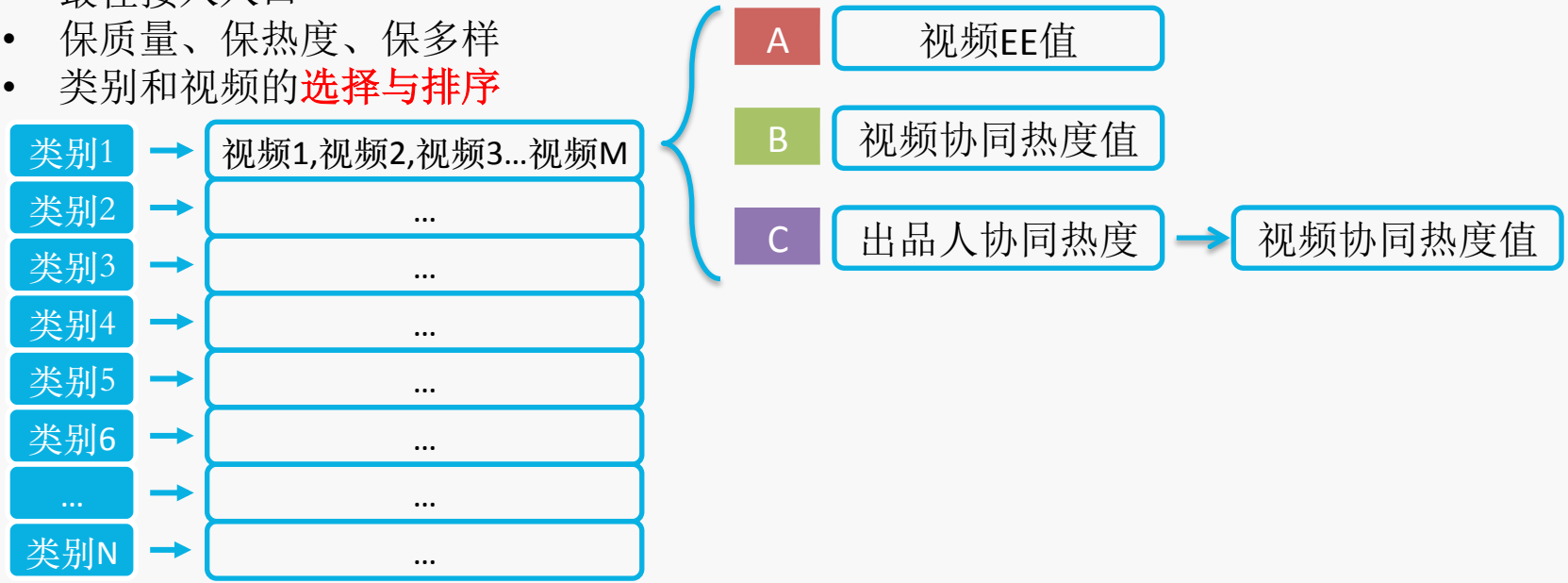


一些问题的思考和实践

用户兴趣探索

默认列表：

- 最佳接入入口
- 保质量、保热度、保多样
- 类别和视频的选择与排序



用户兴趣探索

汽车大王亨利福特:“如果我当年去问顾客他们想要什么，他们肯定会告诉我，‘一匹更快的马’”

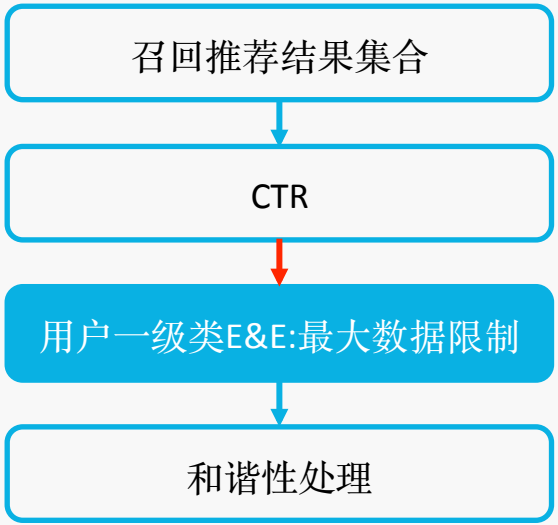
兴趣
- 用户无法准确归纳自己兴趣

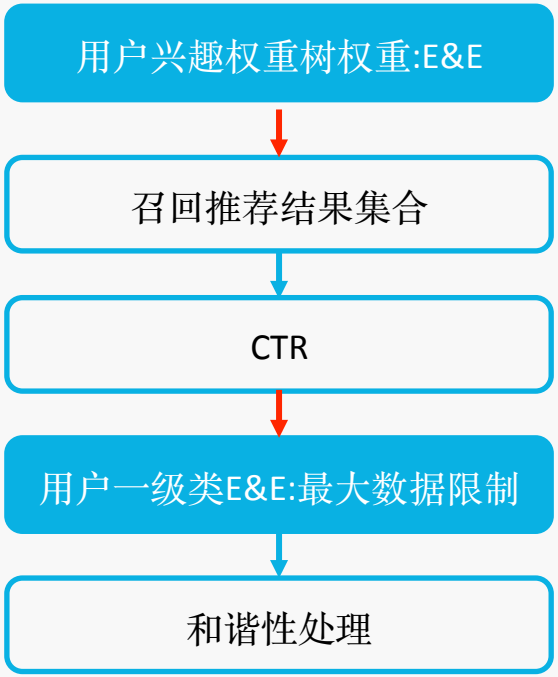
选择
- 选择题

快速收敛、及时变化

用户画像增加负反馈

特征工程增加负反馈





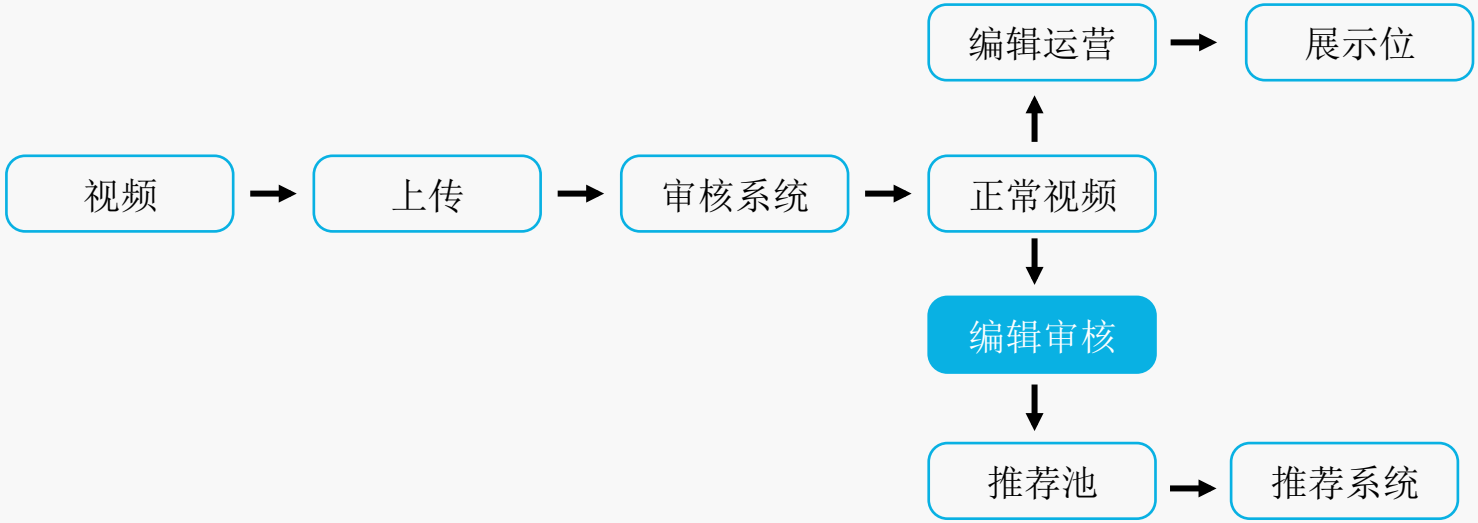
错误率

- 上层错误易继承:如内容分类
- 机器学习本身是有错误率，所以关键点需要人工参与，机器起到高效的辅助作用。
- 人工也存在主观错误率，所以多人评测，减少错误率。

Aesthetic Visual Analysis(AVA)数据:

- 可靠性:每一张图有210个投票
- 普适性:括了专业的图像工作者，摄影师，也包括了摄影爱好者

内容质量



先验的内容质量标注，做优中选优更容易些

人工经验和用户消费等规律沉淀系统

“人工”整理和标注，把人类的思想认知、文化知识、心得经验带入视频画像中，通过内容推荐的探索方式产生行为数据，来弥补协同中的难以变化，给推荐系统提供进化的“源动力”

THANKS

邮箱:vocadata@foxmail.com