

# QQ音乐内容理解与精细化运营

## —— 推荐系统的精细化调控

bill

# 目录

01

## 背景与方案

Q音内容运营的痛点  
解决方案及成效概述

02

## 内容理解

内容价值评估  
潜力内容挖掘

03

## 内容运营中台

内容池  
参数服务

04

## 精准投放系统

精准匹配 (排序)  
任务调度 (重排)  
用户体验

05

## 总结与展望

收益与数据总结  
当前与未来规划



# 1.1 问题背景

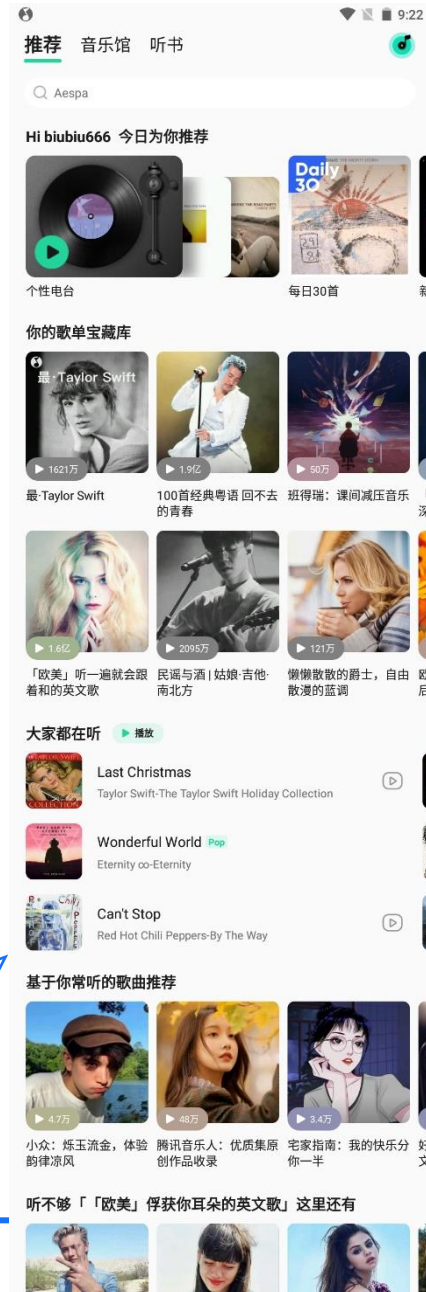
## ■ Q音平台内容运营和宣发的痛点:

- 运营需求多样化 VS 运营工具手段简陋
- 优质内容扶持和宣发困难, 缺乏数据驱动和精细化



- 高度依赖人工, 部分需7\*24小时
- 入口分散, 联动性弱
- 标准因人而异
- 难以运营长尾内容
- ... ..

- 聚焦于短期数据表现
- 内容策略的实验和调整成本太高
- 对新冷长尾歌曲不友好
- ... ..



## 1.2 解决方案

- 整体目标：在**保证当前用户体验**的前提下，通过精细化运营使**流量收益最大化**

内容  
理解

建立一套**科学的、完备的**内容价值评估和挖掘体系，达成对重点内容的“**知而善用**”和潜力内容的“**伯乐识马**”

内容  
扶持

基于科学的内容评估和高效的宣发能力，实现**重点内容的扶持**目标，保障**流量分配的平衡**和**流量价值的最大化**

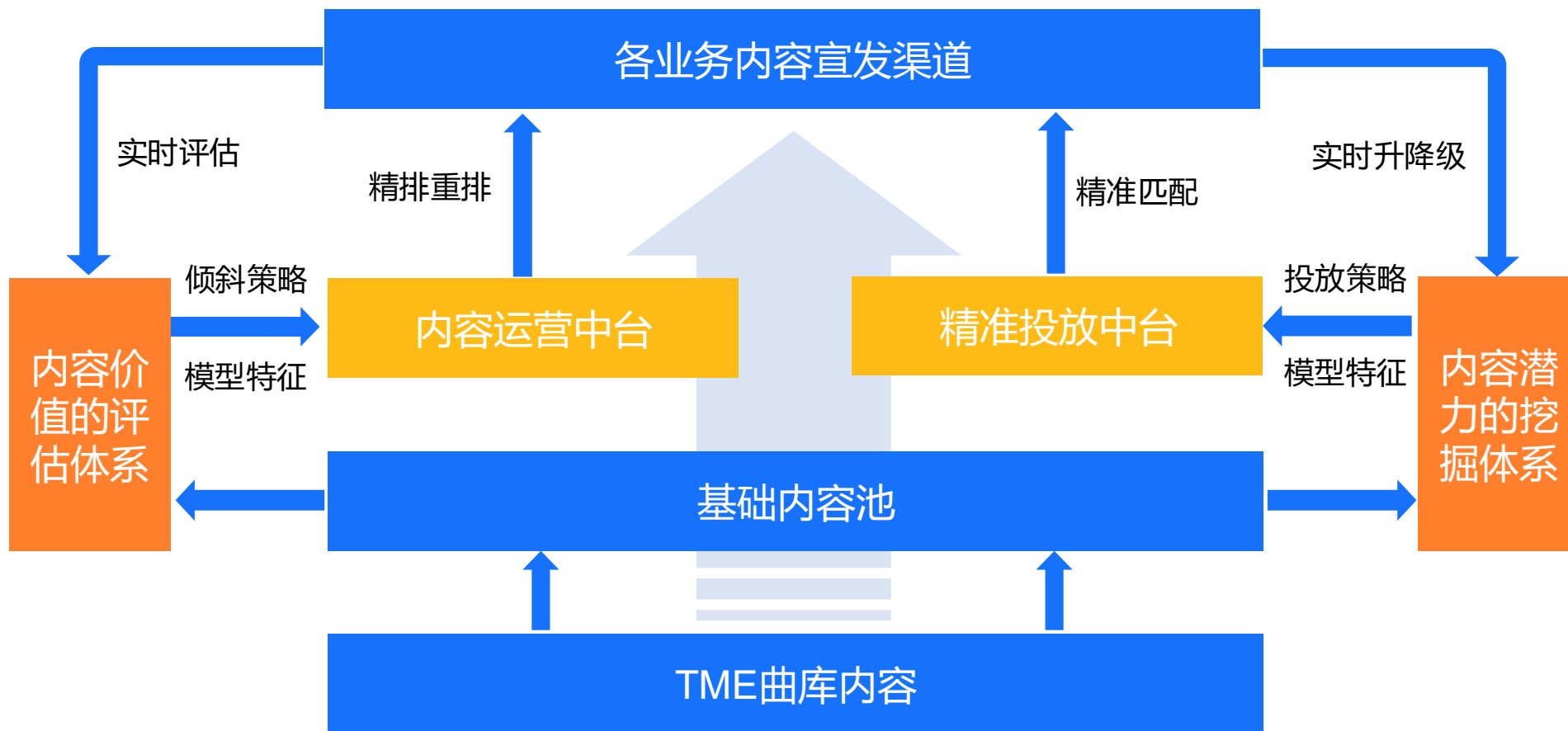
智能  
宣发

构建以实时数据表现为**正负反馈的智能宣发**投放系统，接入多个中心化和个性化点位，获取最优的宣发收益



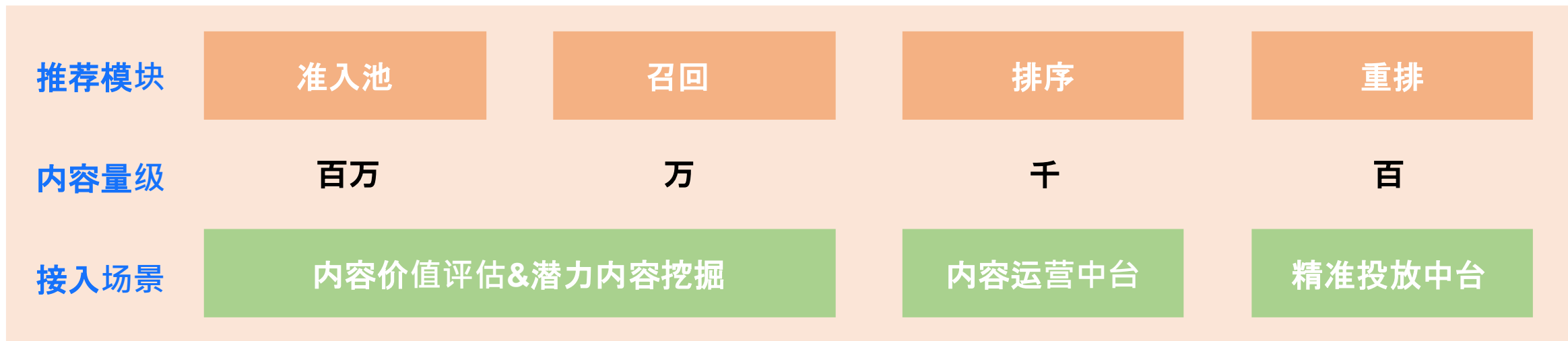
# 1.2 解决方案

## ■ 解决方案



## 1.2 解决方案

### ■ 解决方案



### ■ 主要收益:

- **内容价值评估**的新热内容和**潜力挖掘**的优质内容接入推荐准入池，使得准入池**歌曲数量提升10%**；作为排序模型的物品特征，人均**时长提升10%**，**完播率提升超过20%**
- 通过**内容中台**参数倾斜和投放运营，重点**扶持内容播放占比提升超过47%**
- **内容投放系统**的运营内容接入重排通路，投放内容的平均完播率**高于点位的平均完播率**



# 目录

01

## 背景与方案

Q音内容运营的痛点  
解决方案及成效概述

02

## 内容理解

内容价值评估  
潜力内容挖掘

03

## 内容运营中台

内容池  
参数服务

04

## 精准投放系统

精准匹配 (排序)  
任务调度 (重排)  
用户体验

05

## 总结与展望

收益与数据总结  
当前与未来规划



## 2.1 内容理解概述

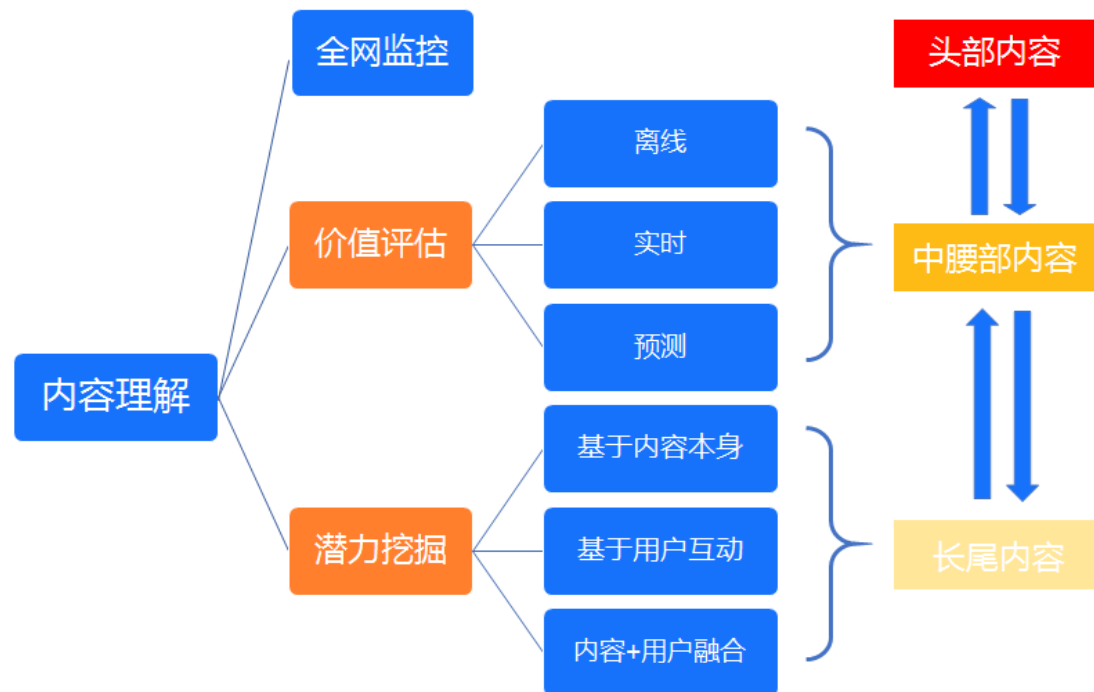
### ■ 背景：内容分发的“长尾分布”

- 20%的头部内容占据了80%以上的播放量
- 长尾内容很难获取到真实可信的用户反馈数据
- 不断有新增的内容上架



### ■ 解决方案：“分而治之”

- 中头部内容利用丰富的用户反馈数据进行价值评估
- 长尾内容通过稀疏的用户反馈数据进行挖掘和探索
- 冷启内容通过内容本身来理解和挖掘



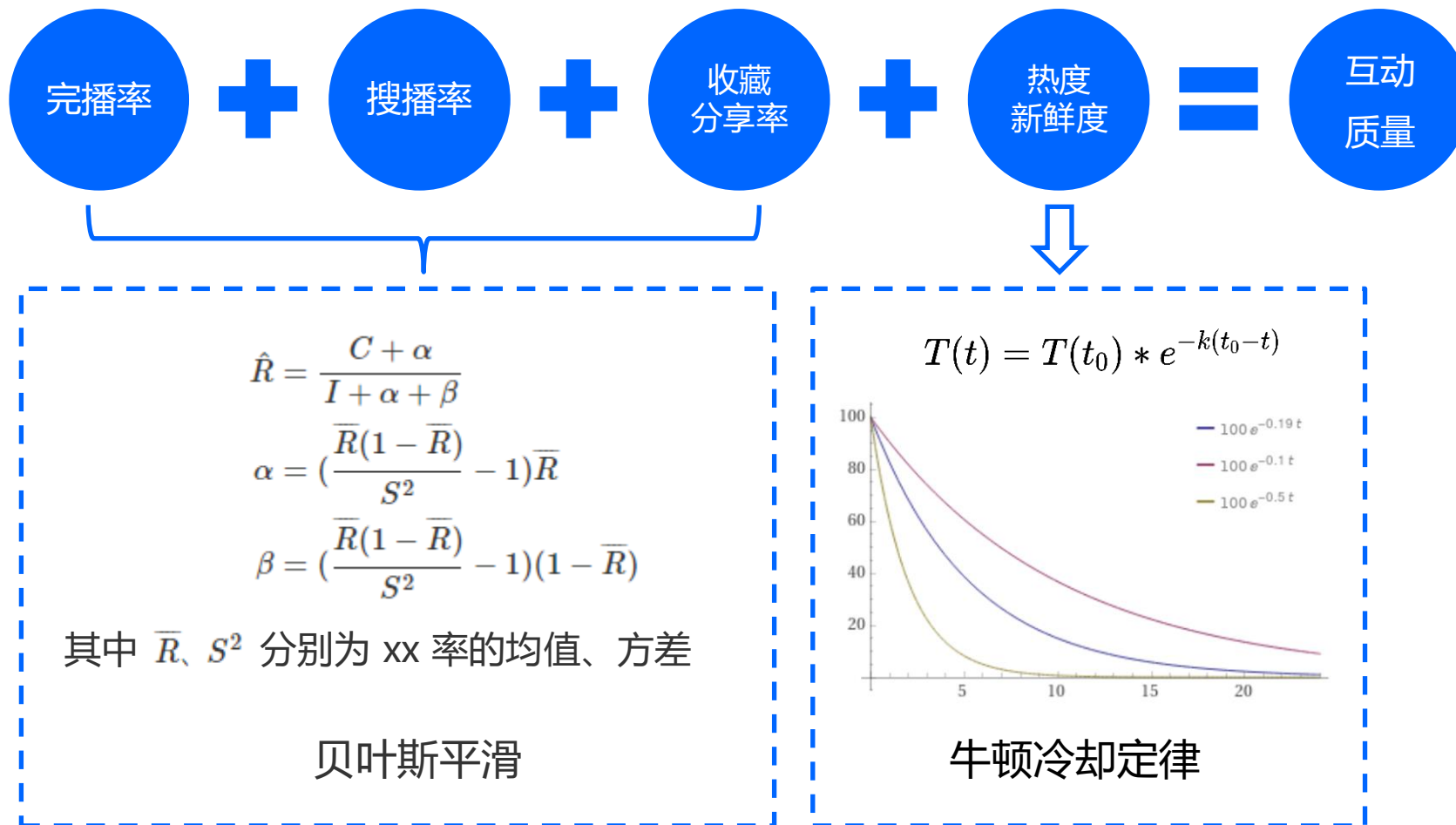
## 2.2.1 内容离线评估方案

### • 基础评估维度

- 用户互动质量评估
- 付费驱动能力评估
- 用户圈层指数
- 拉新拉活能力
- 飙升趋势预测
- 实时数据评估

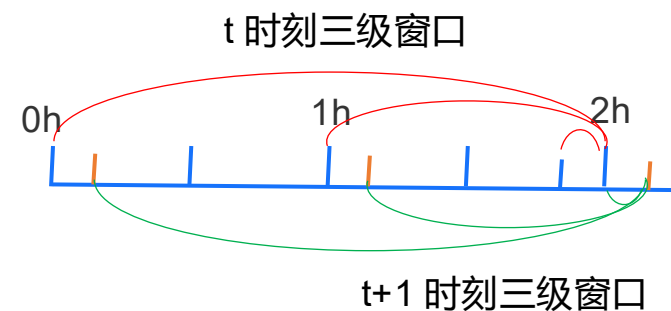
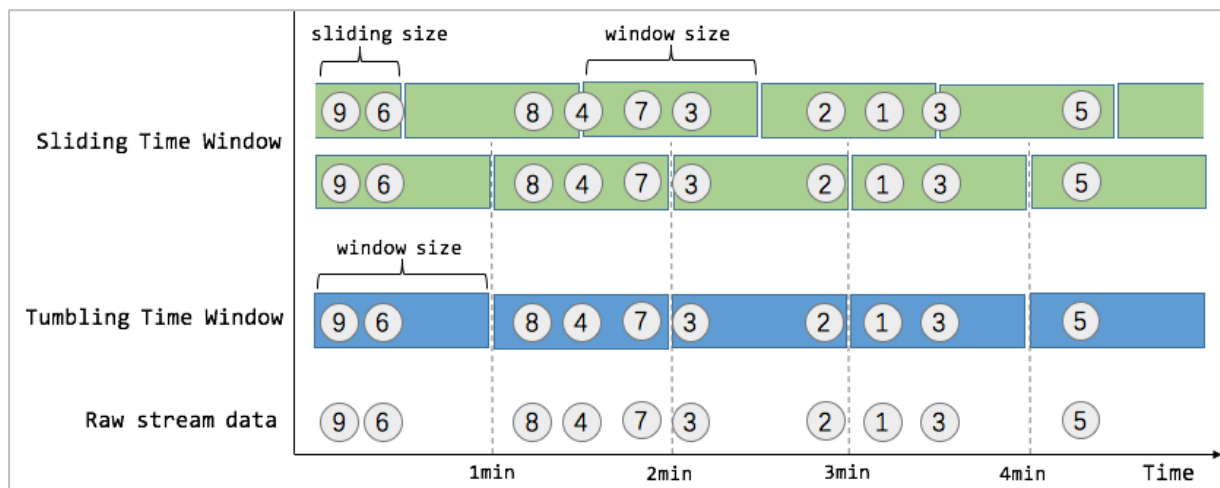
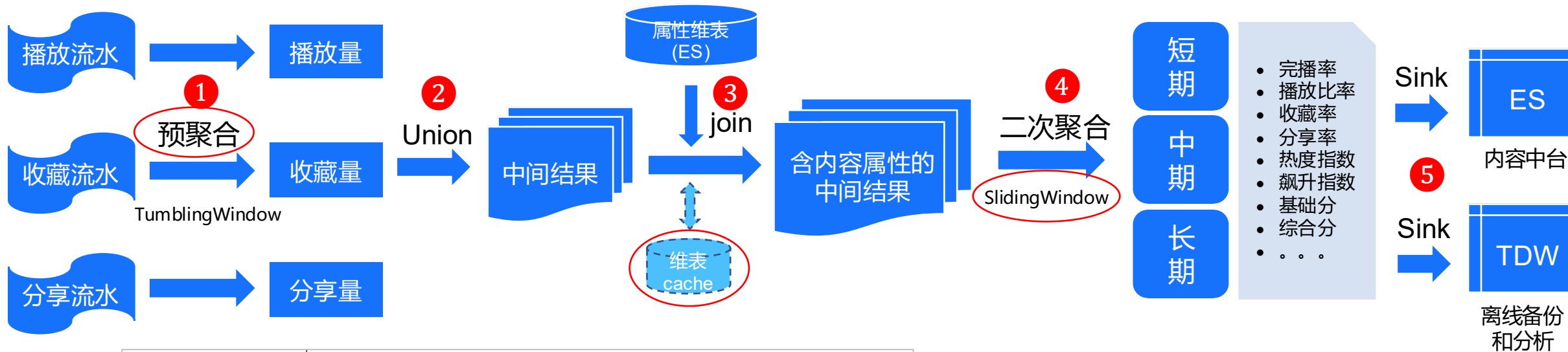
### • 业务策略维度

- 集团优选
- 腾讯音乐人
- 重点流派
- 付费内容



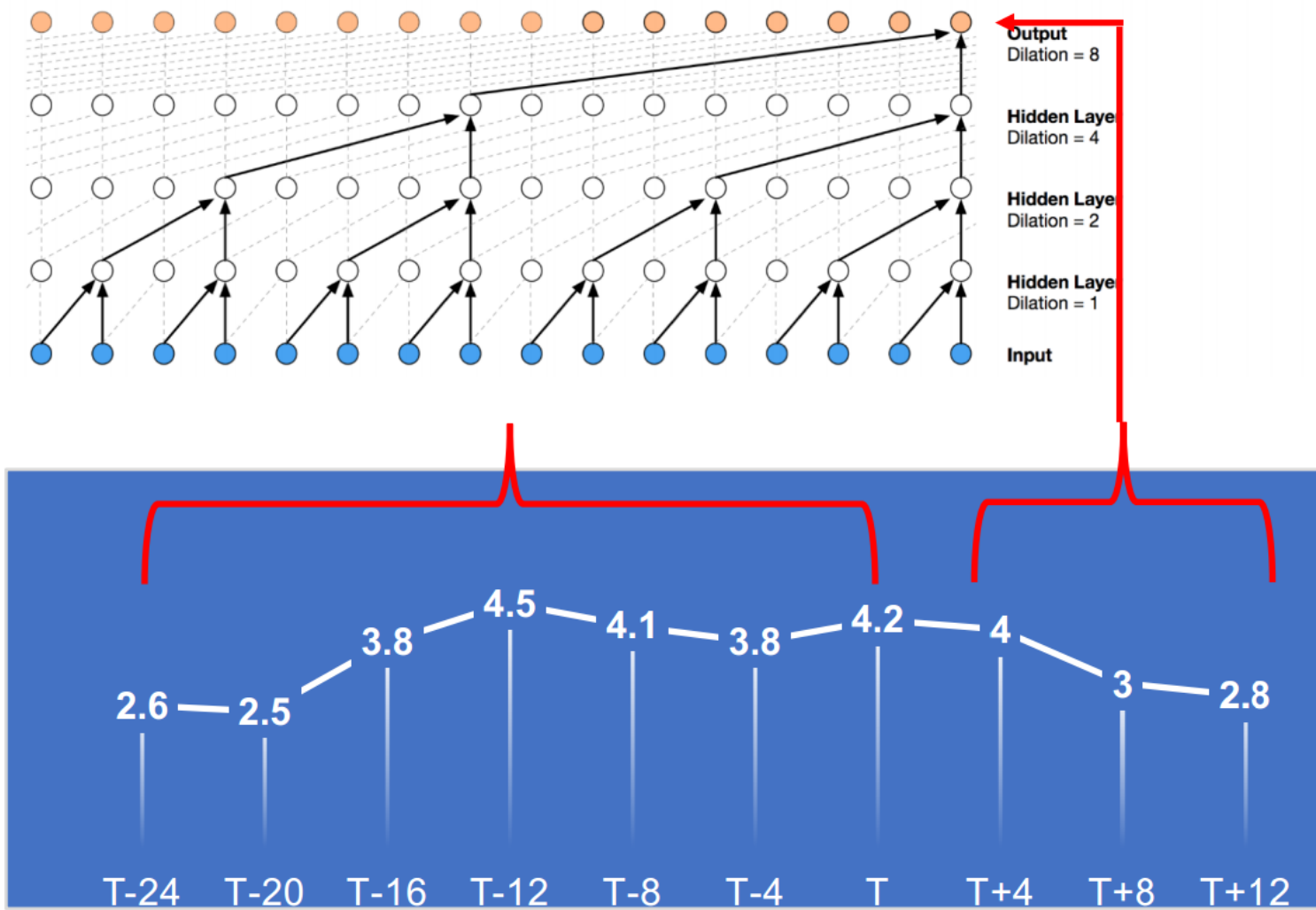
## 2.2.2 内容实时评估方案

技术方案：基于Apache Flink进行流式数据计算



## 2.2.3 内容趋势预测方案

技术方案：基于TCN时序卷积神经网络的预测模型

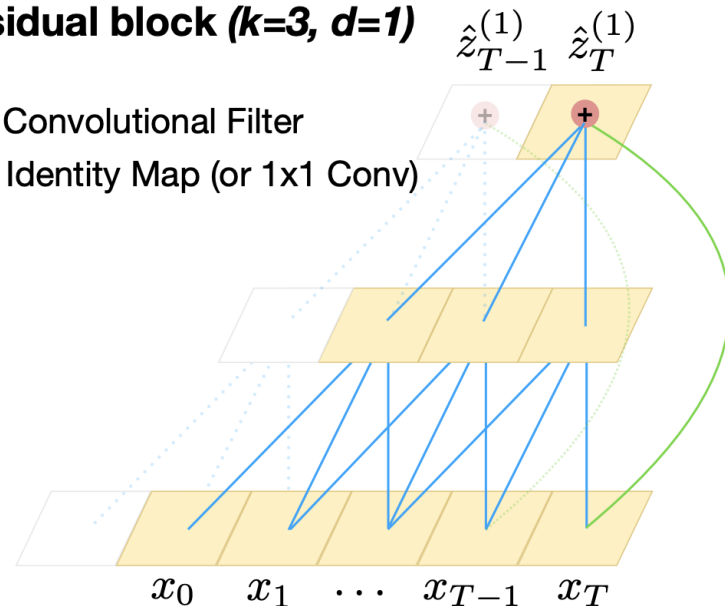


TCN 以 CNN 为基础，并做了以下改进：

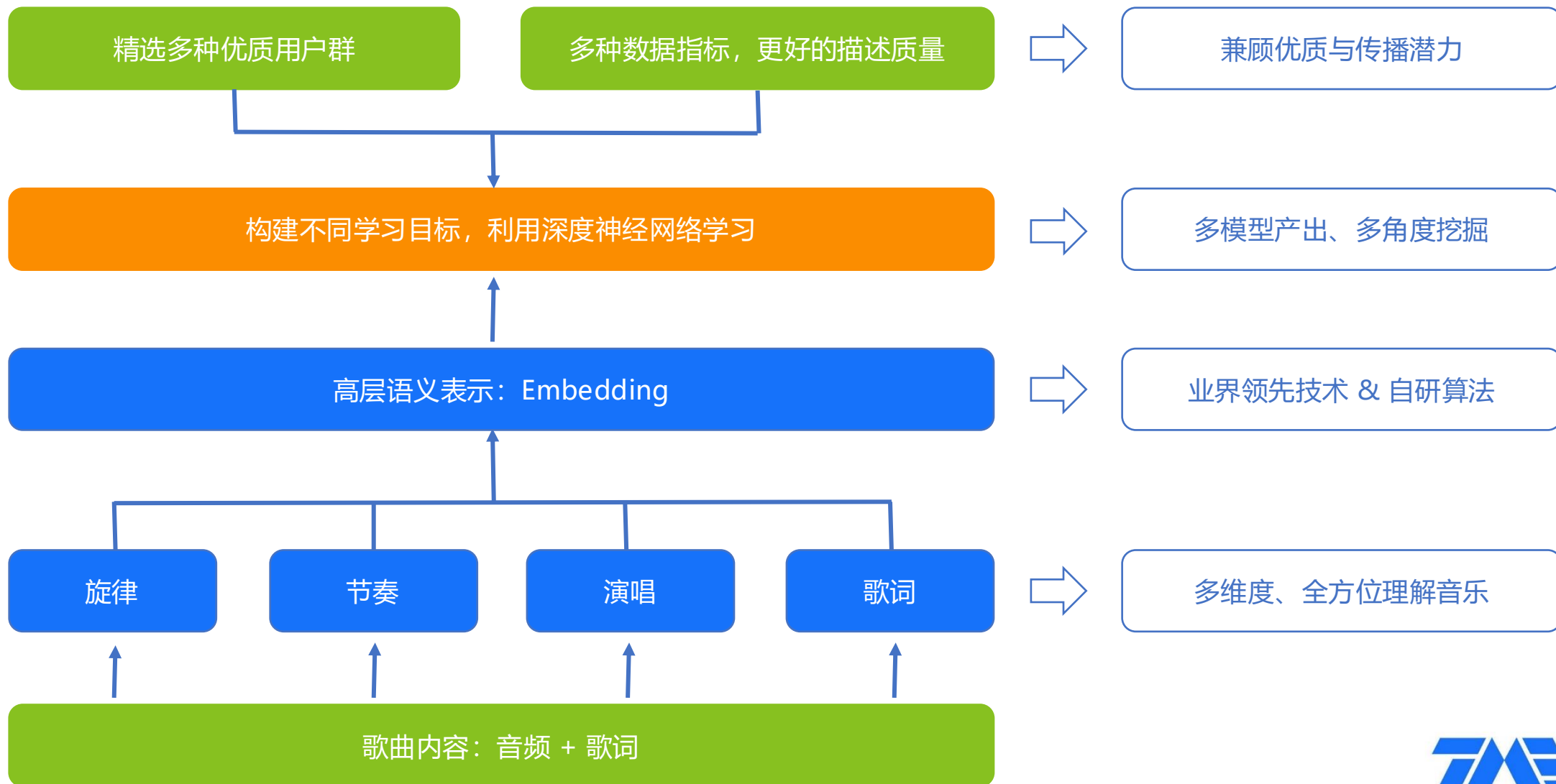
- **因果卷积**：不考虑未来的信息，隐藏层越多考虑的历史信息越久远
- **空洞卷积**：在标准的卷积里注入空洞，以此来增加感受野
- **残差模块**：避免梯度消失或爆炸，并解决网络退化的问题

**Residual block ( $k=3, d=1$ )**

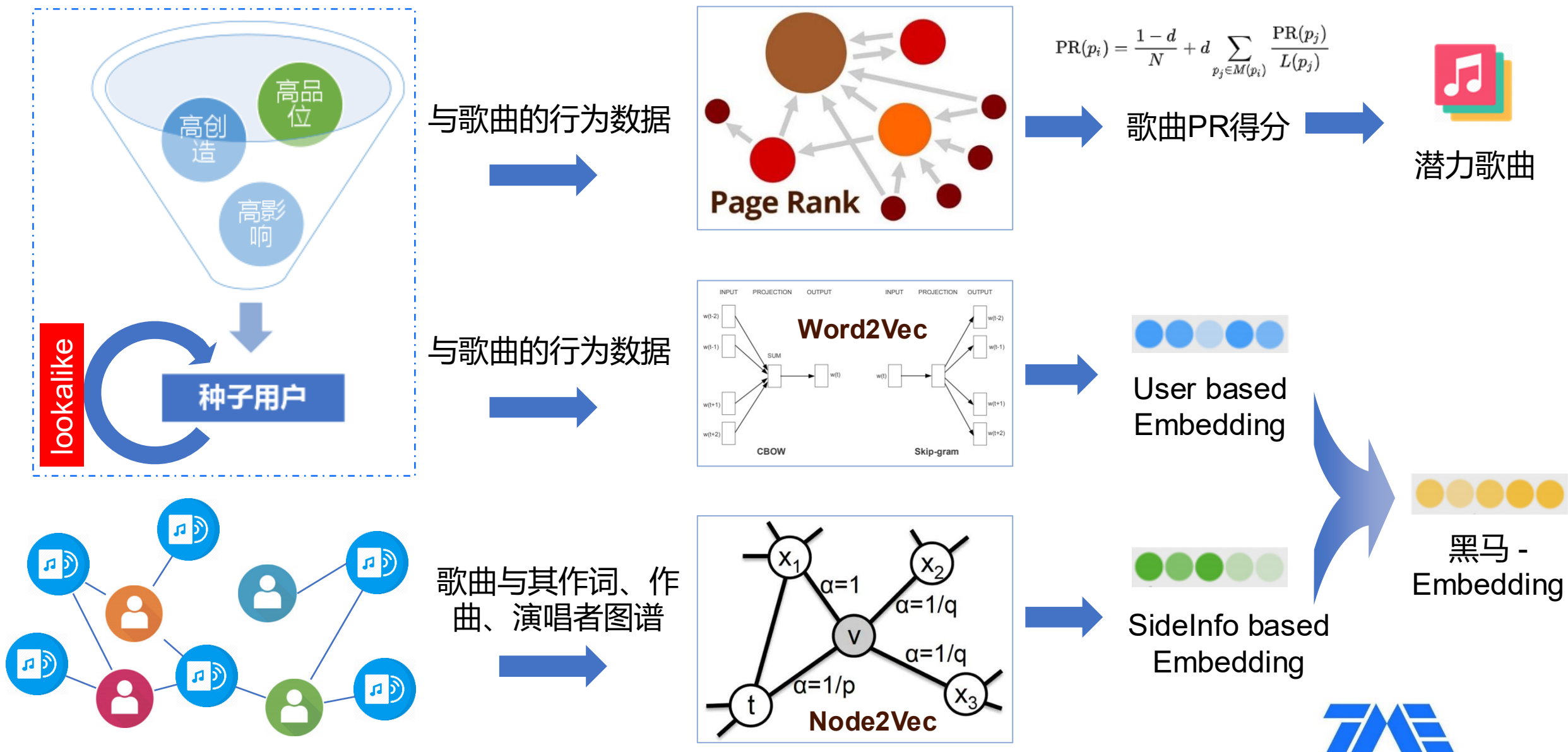
- Convolutional Filter
- Identity Map (or  $1 \times 1$  Conv)



## 2.3.1 基于内容本身的内容挖掘(PDM)

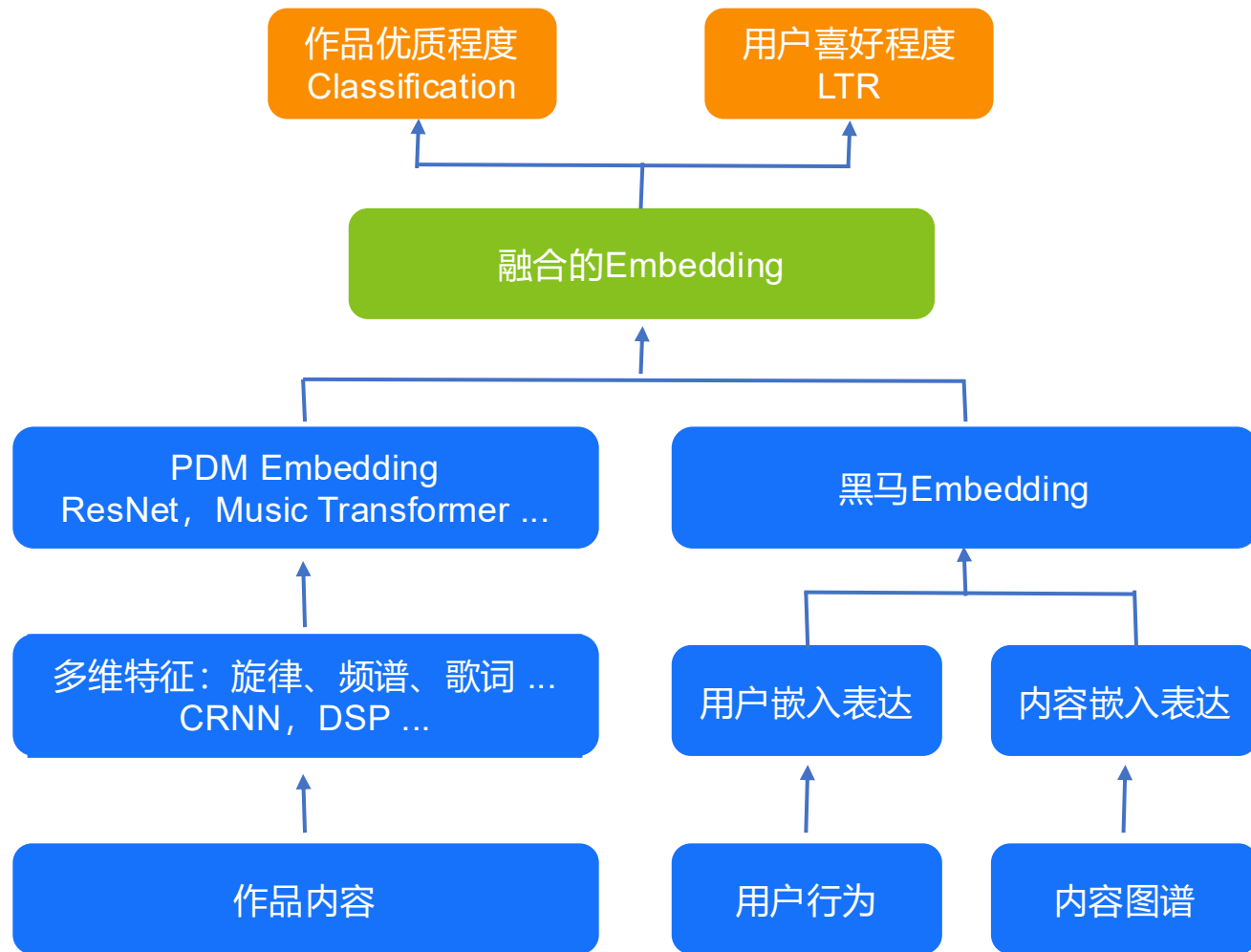


## 2.3.2 基于用户互动的内容挖掘(黑马)

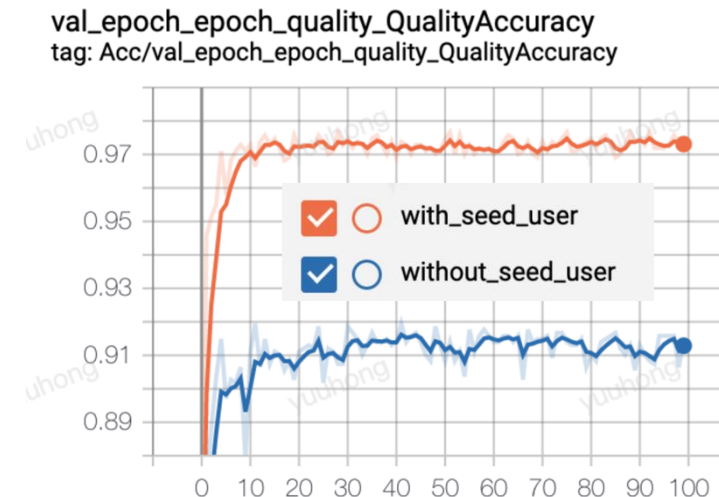


## 2.3.3 基于内容+用户融合的挖掘(MetaPDM)

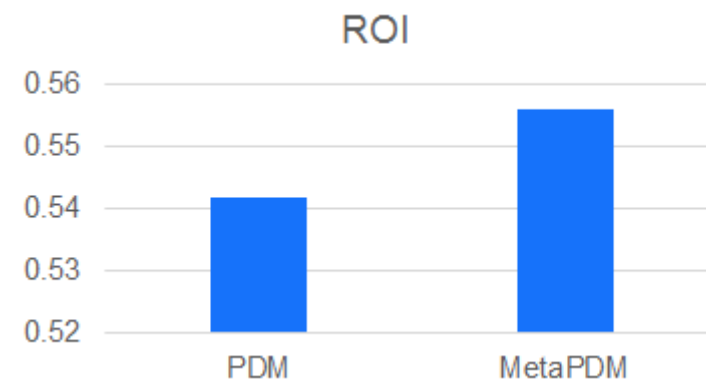
技术方案:



离线训练结果: 预测准确率提升**5%**



线上投放结果: ROI相对提升**2.6%**



# 目录

01

## 背景与方案

Q音内容运营的痛点  
解决方案及成效概述

02

## 内容理解

内容价值评估  
潜力内容挖掘

03

## 内容运营中台

内容池  
参数服务

04

## 精准投放系统

精准匹配 (排序)  
任务调度 (重排)  
用户体验

05

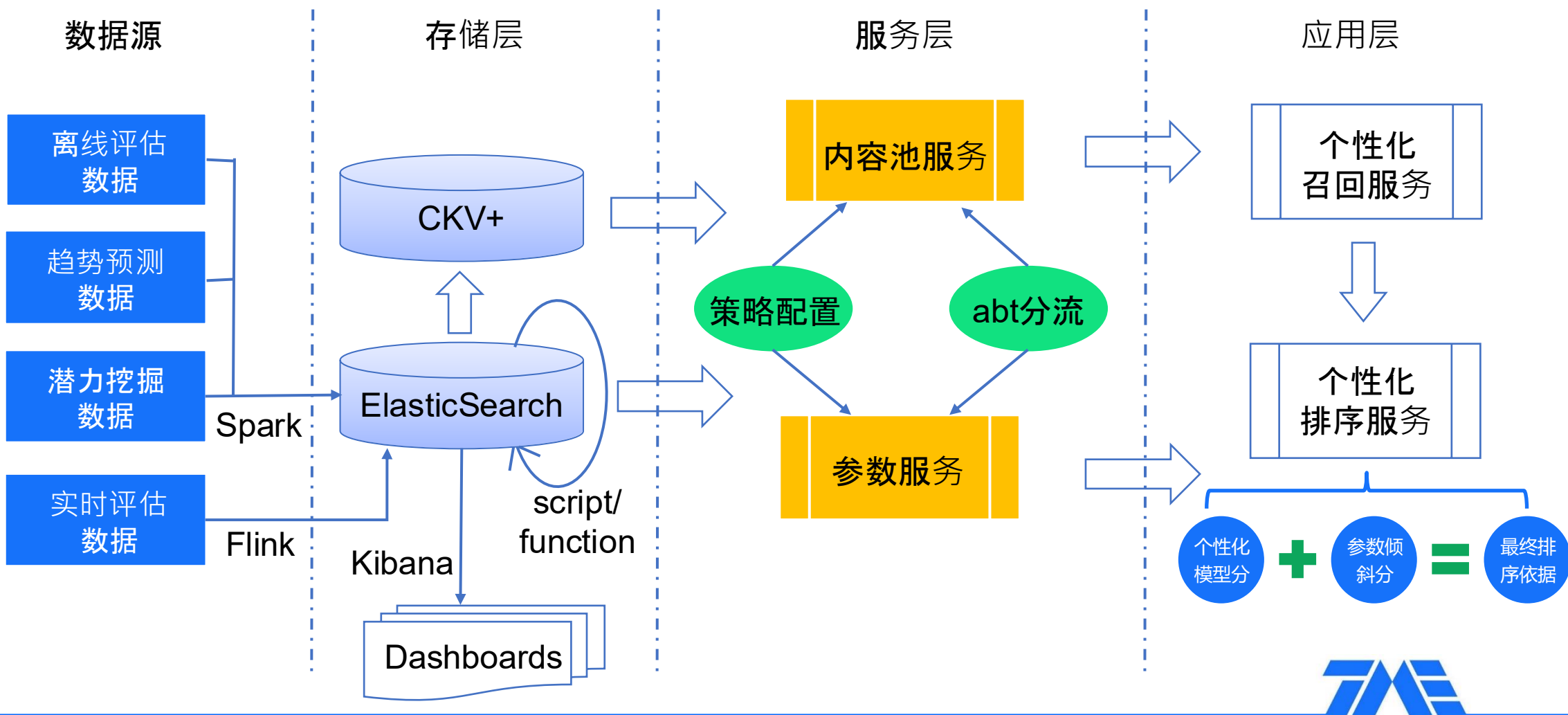
## 总结与展望

收益与数据总结  
当前与未来规划



# 3.1 内容运营中台整体方案

整体框架:



## 3.2 内容运营中台-内容池服务

### ■ 背景

- 内容缺失：“巧妇难为无米之炊”
- 工具缺乏：数据流繁重、重复工作较多
- 效率低下：审核干预和迭代流程较长

### ■ 数据能力

- 内容增补：基于内容价值评估等构建多个内容池
- 灵活配置：支持基于mysql/hivesql配置内容池
- 数据IO：基于Spark封装好ES等出入库tdw工具
- ab实验：内容池间效果对比(建设中)
- 准入退出：基于数据效果优胜劣汰(建设中)



媒资类型

- 歌曲
- 专辑
- 歌单
- 视频
- 长音频



内容池类别

- 准入池
- 精选池
- 垂类池
- 冷启池
- 新热池



索引类型

- 标签倒排索引
- 评分倒排索引
- 向量索引



## 3.3 内容运营中台-参数服务

### ■ 核心能力：策略配置、ab实验

内容价值评估-各维度评分 (S)

歌曲	离线S1	实时S2	音频S3	***S4	开平S5	圈层S6	***S7	***S8
A	0.5	0.6	0.8	0.6	0.5	0.9	1	0
B	0.7	0.4	0.7	0.5	0.7	0.1	0	0
C	0.3	0.3	0.5	0.8	0.5	0.8	1	1
D	...	...	...	...	...	...	...	...

内容价值评估-各维度参数模型 (P)

模型ID	模型说明	基础维度参数				策略维度参数			
		离线S1	实时S2	音频S3	***S4	开平S5	圈层S6	***S7	***S8
0	全局默认P0	0.5	0.5	q(x)	f(x)	0	0	0	0
1	线性P1-音频	0	0	1	0	0	0	0	0
2	动态P2-圈层	0.5	0.5	0	0	0	g(S2)	0	0
3	EE模型P3-开平	0.5	0.5	0	0	t(S2, x, y)	0	0	0

在时间点 t, 某业务内容的策略综合分数 s 为:

$$s = S_{m \times n} \cdot P_{1 \times n}^T$$

其中:  $S$  为  $m$  个内容在  $n$  个指标上的评分矩阵,  $P$  为某个实验策略的参数向量

#### 案例1：线性P1-音频

- 直接返回基于音频的内容评估分, 可作为排序模型的特征参数

#### 案例2：动态P2-圈层

- 对特定圈层的用户, 使用实时评估分作为变量的函数  $g$  的变换后的值  $g(S2)$  作为该指标系数, 再与其他指标加权作为最终倾斜分



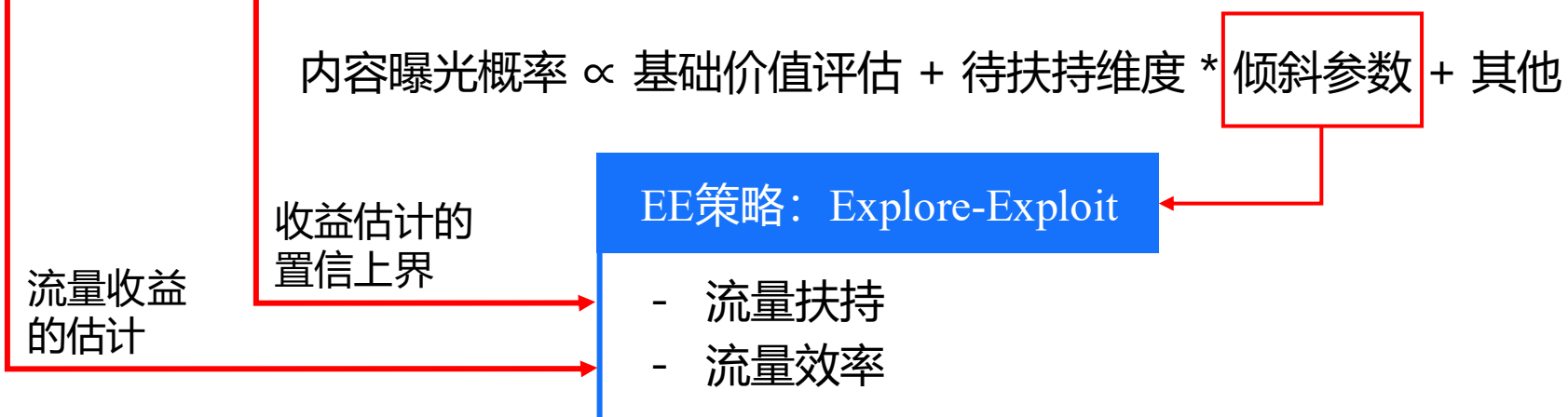
## 3.3 内容运营中台-参数服务

### ■ 案例3：腾讯音乐人新歌or潜力歌曲扶持

- 采用Explore-Exploit探索模型，动态调整流量策略，兼顾“流量扶持”与“流量转化效率”的诉求

$$s = f(\alpha, z, x, y) = \begin{cases} z + \alpha * \sqrt{\frac{2\ln(x+1)}{y+1}} & y < N \\ z & y \geq N \end{cases}$$

其中： $\alpha$ 为scale因子， $z$ 是歌曲的实时价值评估分， $x$ 是大盘实时累计播放量， $y$ 是歌曲实时累计播放量， $N$ 是结束探索的播放量阈值



# 目录

01

## 背景与方案

Q音内容运营的痛点  
解决方案及成效概述

02

## 内容理解

内容价值评估  
潜力内容挖掘

03

## 内容运营中台

内容池  
参数服务

04

## 精准投放系统

精准匹配 (排序)  
任务调度 (重排)  
用户体验

05

## 总结与展望

收益与数据总结  
当前与未来规划



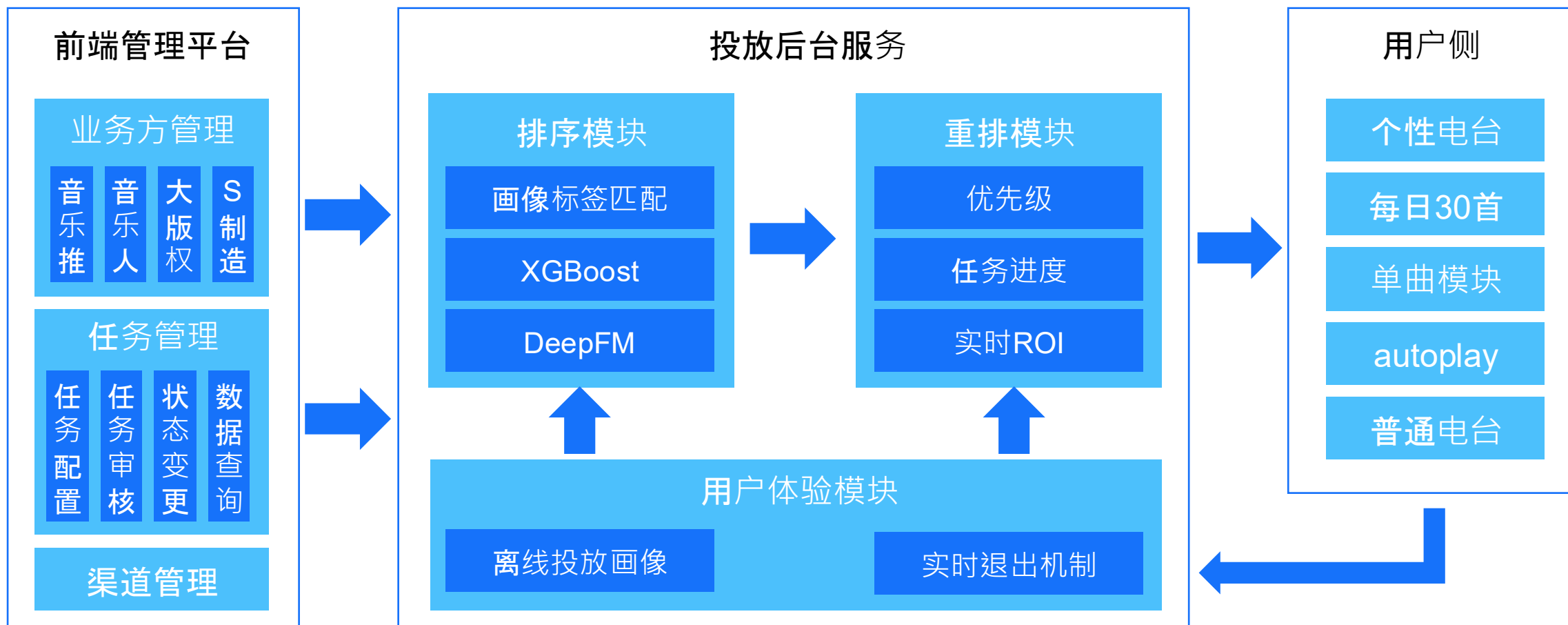
## 4.1.1 推荐系统vs投放系统

对比项	推荐系统	投放系统
本质	根据用户找内容，本质是为了提升 <b>用户体验</b>	根据内容找用户，本质是为了将用户 <b>流量变现</b>
整体架构	召回->排序->重排	(召回->) 排序->重排
评估指标	人均时长、完播率	<b>任务完成率</b> 、人均时长、完播率
内容量级	百万~亿	几百~几万
内容特点	新冷内容占比很小	<b>新冷内容占80%+</b>
内容保量&退出	不需保量，无显式退出机制	大部分需保量，需要显式退出机制



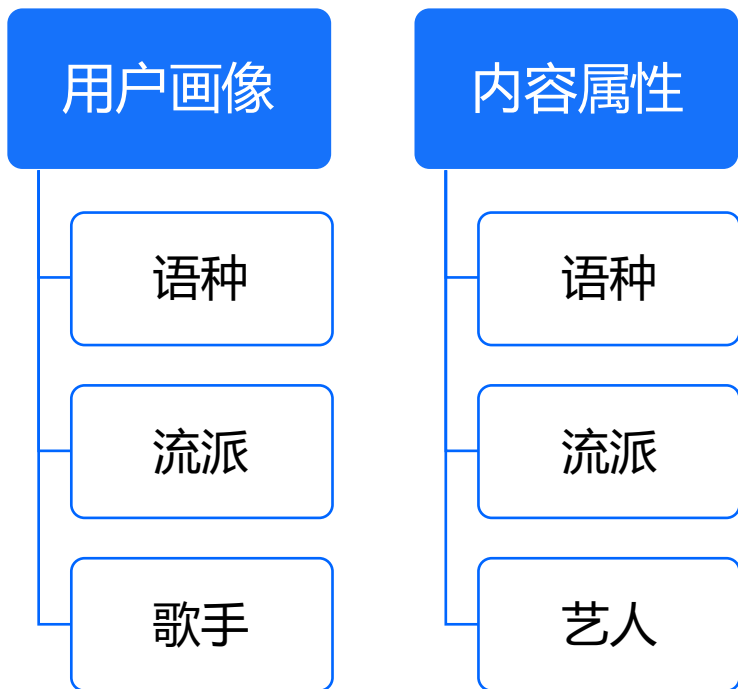
## 4.1.2 投放系统整体架构

### ■ 投放系统框架



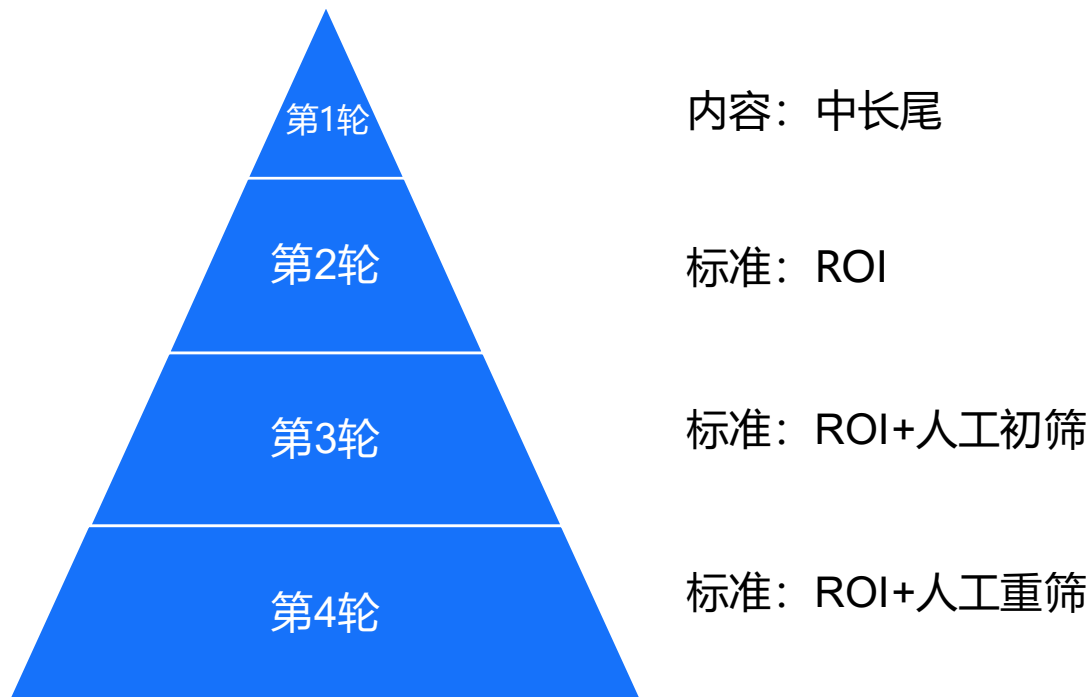
## 4.2.1 排序模块(1)-标签匹配与分级分发

### ■ 画像标签匹配:



$$\text{sim} = \cos|\text{xgb} \langle \text{用户画像}, \text{内容属性} \rangle$$

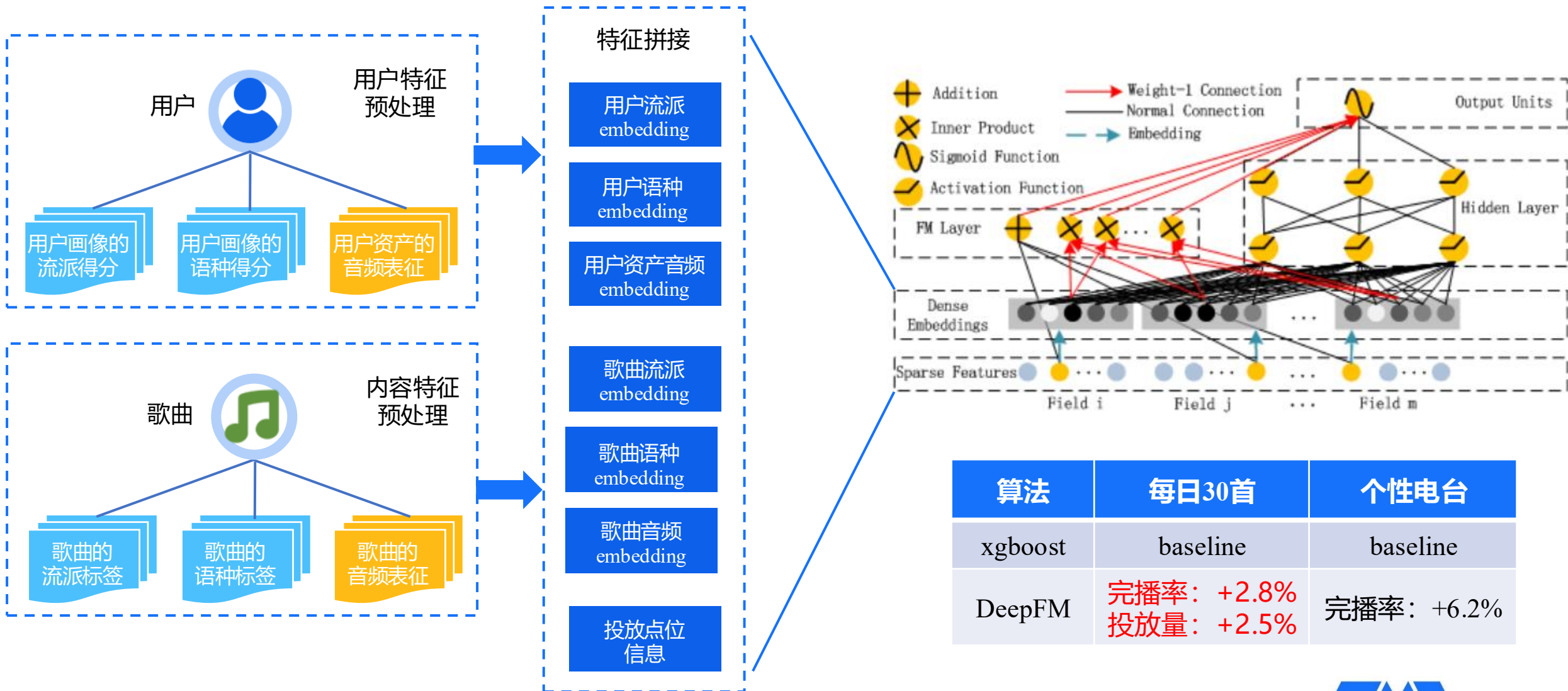
### ■ 分级分发 (赛马):



ROI 为实时完播率 or 实时价值评估分etc

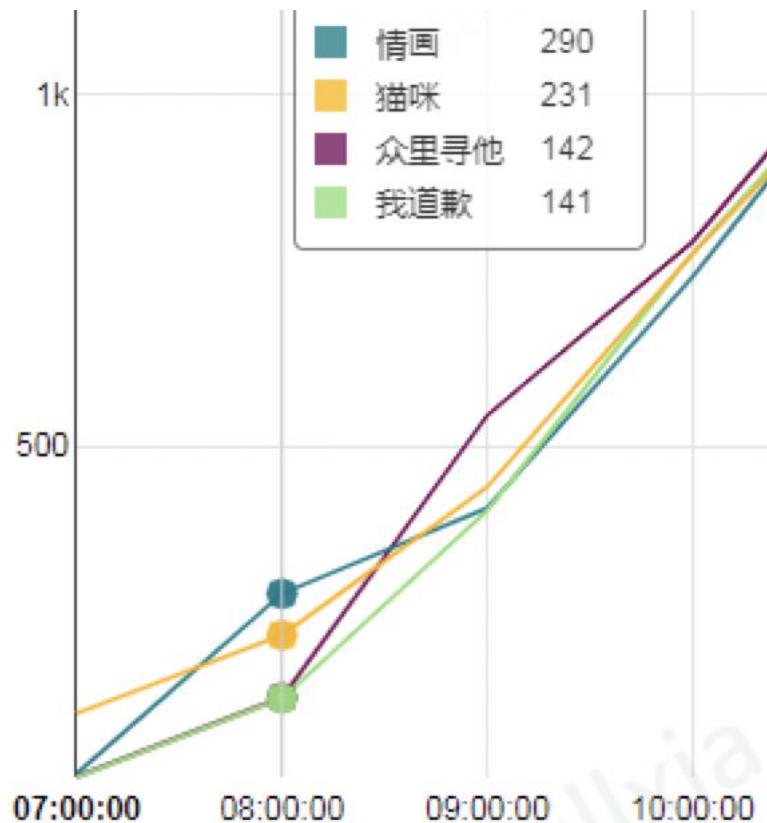


## 4.2.2 排序模块(2)-AE&DeepFM



## 4.3 重排模块-实时抢投策略

- **背景：**任务的时间进度与实际投放量进度相差较大



- **抢投策略：**

重排阶段除了考虑用户与内容的匹配度之外，还会考虑任务的进度、实时效果等指标，重排抢投综合分为：

$$S = \sum_k^m W_k * V_k$$

其中 V = [

流派倾斜因子,  $\rightarrow$  高热流派降权

模型预测得分,

任务优先级,

**任务投放量进度**,  $\rightarrow$  = 实际投放量 \* 折损率 / 任务需求量

**任务时间进度**,  $\rightarrow$  = 已消耗时间 / 任务总时长

任务实时价值分,

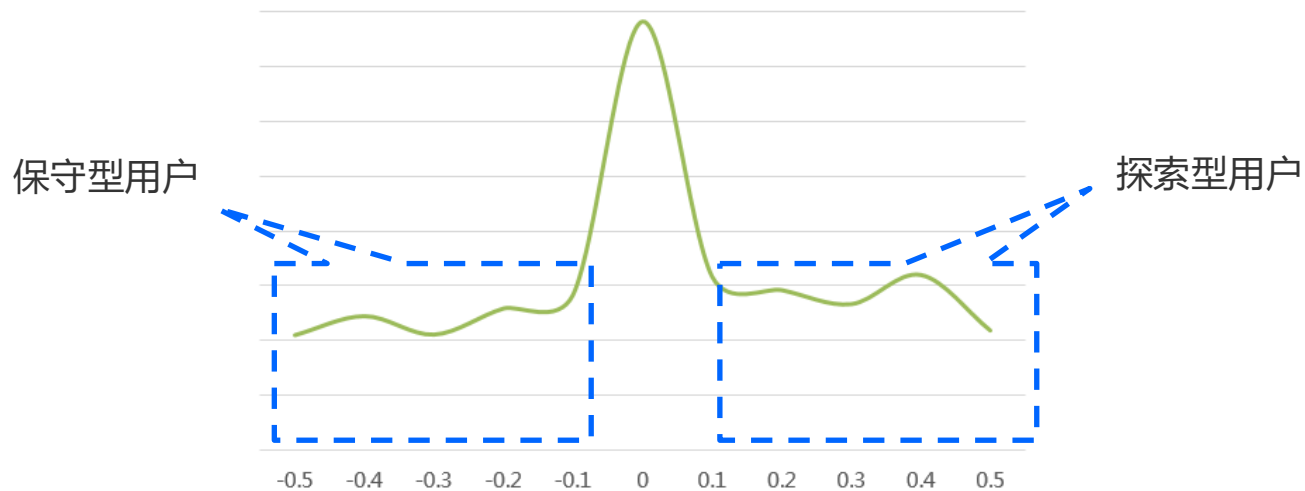
任务实时完播率

], 为每个任务在各个抢投策略上的得分, W 为权重向量



## 4.4 投放用户体验

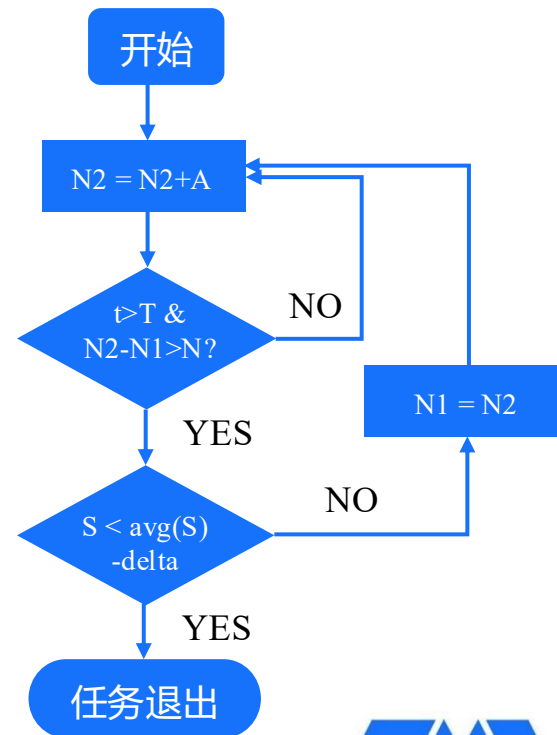
### ■ 投放用户画像



用户圈层	应用模式	目标人群表现	整体用户业务表现
探索型用户	多投1首	完播率：基本不变 人均投放量：+20.58%	完播率：+1.6% 播放量：+4.6%
保守型用户	少投1首	完播率：+0.83pp 人均投放量：-36.81%	完播率：+2.6% 播放量：-5%
两部分用户的并集	探索+1, 保守-1	完播率：+7.43pp 人均投放量：+3.95%	完播率：+4.3% 播放量：+0.12%

### ■ 实时退出机制

- 1、每个任务在每个点位维持两个实时播放量计数器N1、N2
- 2、初始化N1=0, N2=0
- 3、每分钟执行如下check步骤：



# 目录

01

## 背景与方案

Q音内容运营的痛点  
解决方案及成效概述

02

## 内容理解

内容价值评估  
潜力内容挖掘

03

## 内容运营中台

内容池  
参数服务

04

## 精准投放系统

精准匹配 (排序)  
任务调度 (重排)  
用户体验

05

## 总结与展望

收益与数据总结  
当前与未来规划



# 5.1 总结

## ■ 主要收益:

- **内容价值评估**的新热内容和**潜力挖掘**的优质内容接入推荐准入池，使得准入池**歌曲数量提升10%**；作为排序模型的物品特征，**人均时长提升10%**，**完播率提升超过20%**
- 通过**内容中台参数倾斜**和**投放运营**，重点扶持内容播放占比**提升超过47%**
- **内容投放系统**的运营内容接入重排通路，投放内容的平均完播率高于**点位的平均完播率**

## ■ 其他应用:

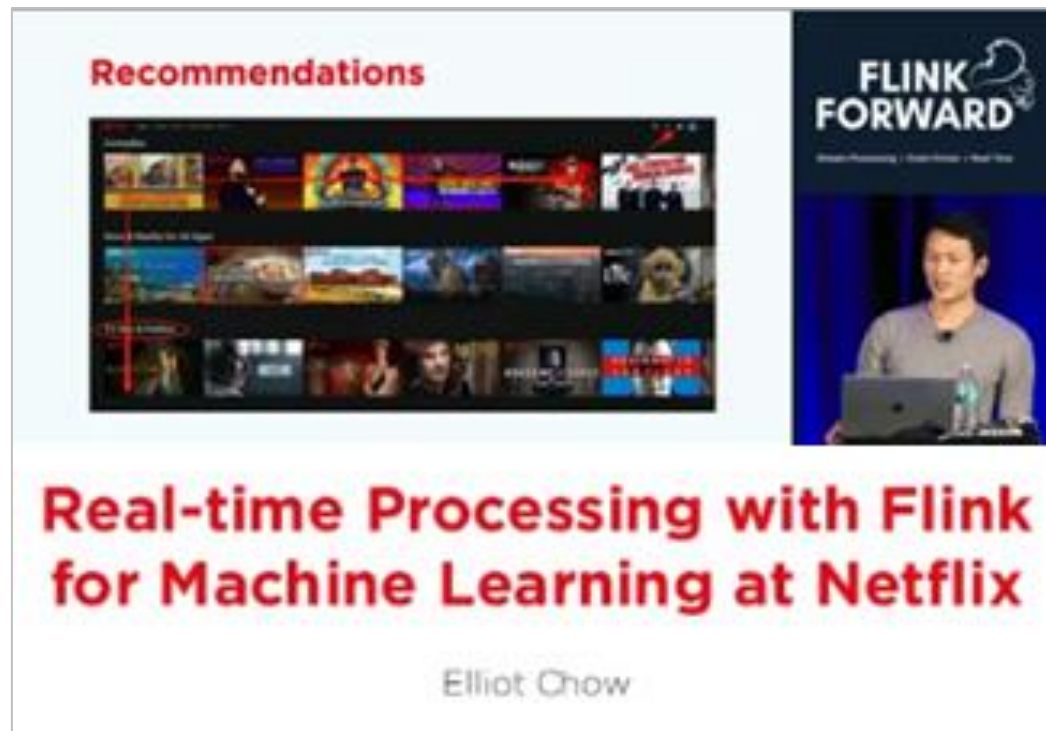
- **AI 歌单**
- **银河计划推歌**



## 5.2 展望

### ■ 正在进行中和规划中的工作

- ◆ 内容理解：进一步完善**内容评估**体系，尝试更多的**潜力内容挖掘**算法，助力更多优质内容的发掘
- ◆ 内容中台：基于Flink实践**在线学习**、**强化学习**以及**多目标分发**
- ◆ 内容投放：结合用户行为的音频内容理解优化，**实时 look-alike** 算法等
- ◆ 应用推广：更多可控流量场景&更多业务平台



Recommendations

FLINK FORWARD

Real-time Processing with Flink for Machine Learning at Netflix

Elliot Chow

### RALM: Real-time Attention based Look-alike Model

#### A User-users Model

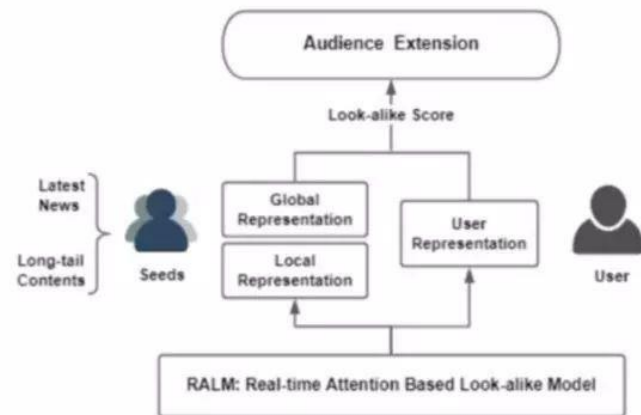
- 用种子用户特征代替 item 行为特征

#### Seeds Representation

- 高效且自适应的种子用户表达方式

#### Real-time Look-alike

- 实时目标用户-种子用户群相似度预测



$$I = E_{seeds} = f(\{E_{u_0}, E_{u_1}, E_{u_2} \dots E_{u_n}\}), u_n \in U$$



创造音乐无限可能

CREATING ENDLESS  
OPPORTUNITIES WITH MUSIC