

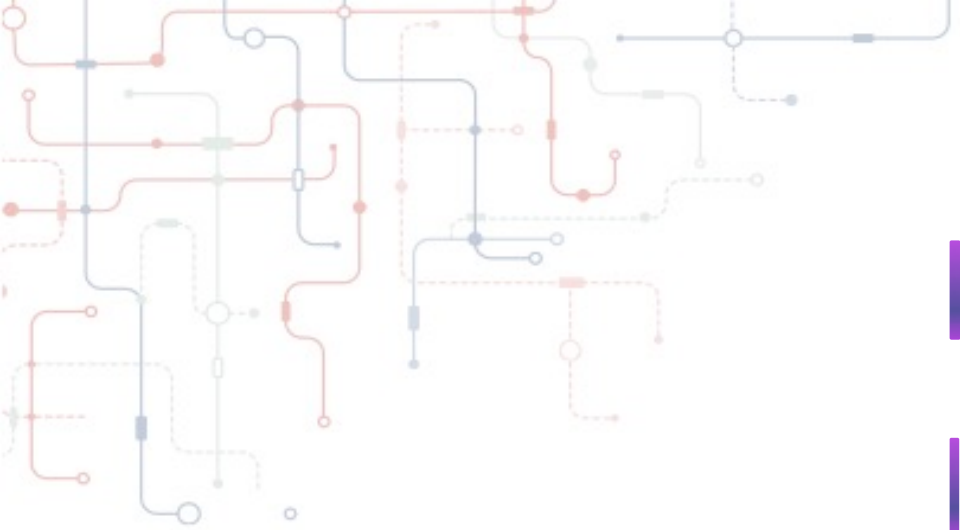
外卖推荐算法中的市场机制 与调控手段

马尧

搜索推荐广告研发部

yao.ma02@ele.me





目录

饿了么外卖推荐业务形态

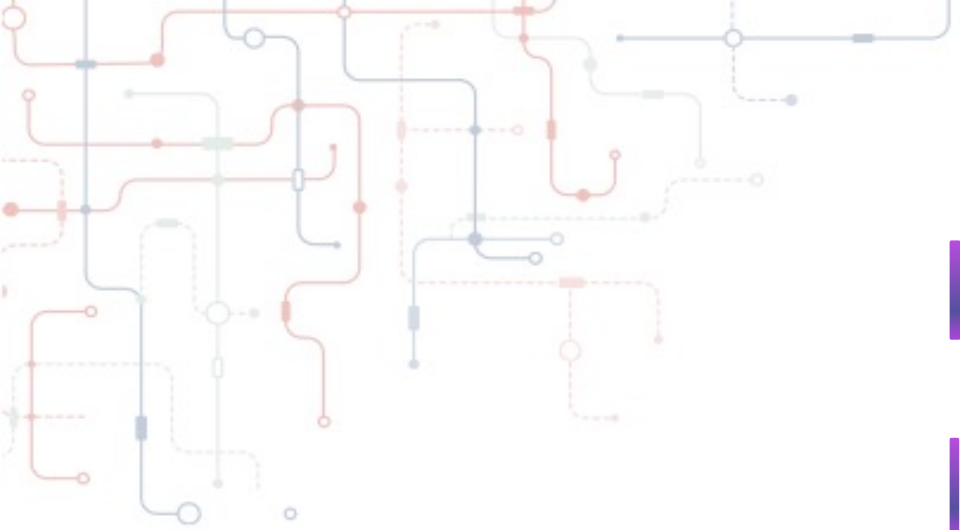
搜索推荐平台的目标与定位

外卖推荐的特殊挑战

外卖推荐算法中的市场机制

外卖推荐算法中的调控手段





目录

饿了么外卖推荐业务形态

搜索推荐平台的目标与定位

外卖推荐的特殊挑战

外卖推荐算法中的市场机制

外卖推荐算法中的调控手段



饿了么外卖搜索推荐业务形态

核心流量入口

平台90%以上的流量分发
每日千万级订单匹配

搜索入口、金刚入口
首页推荐、营销会场
发现页、订单页

多平台

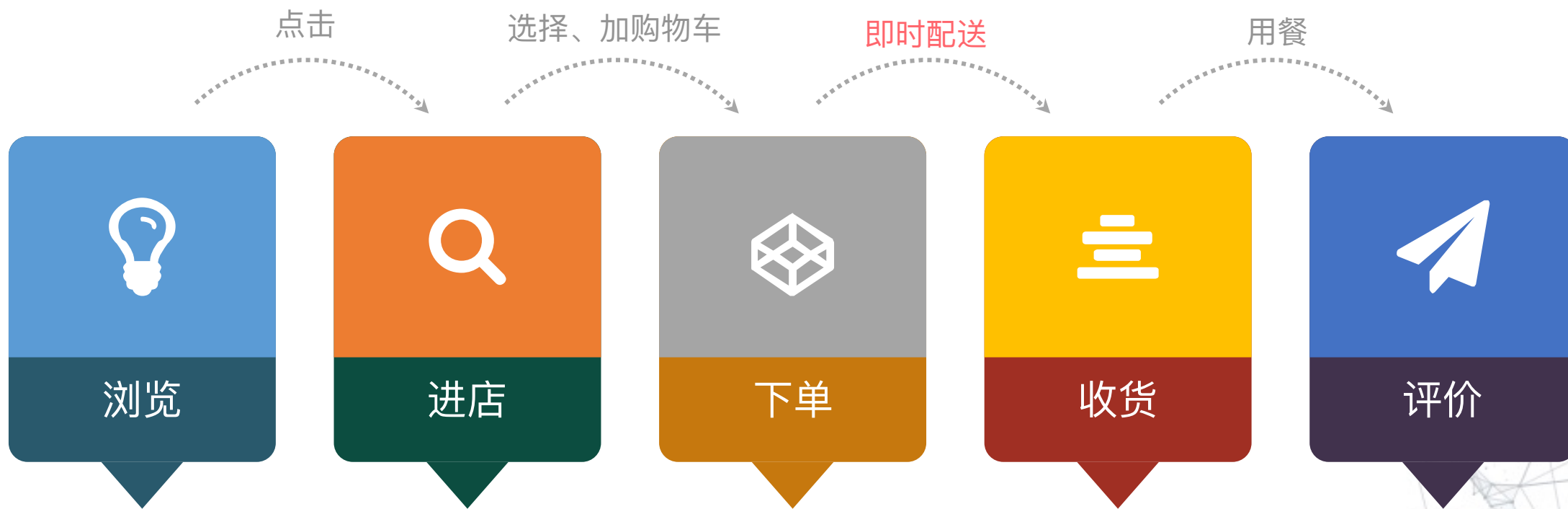
饿了么、支付宝、手淘
小程序/H5...

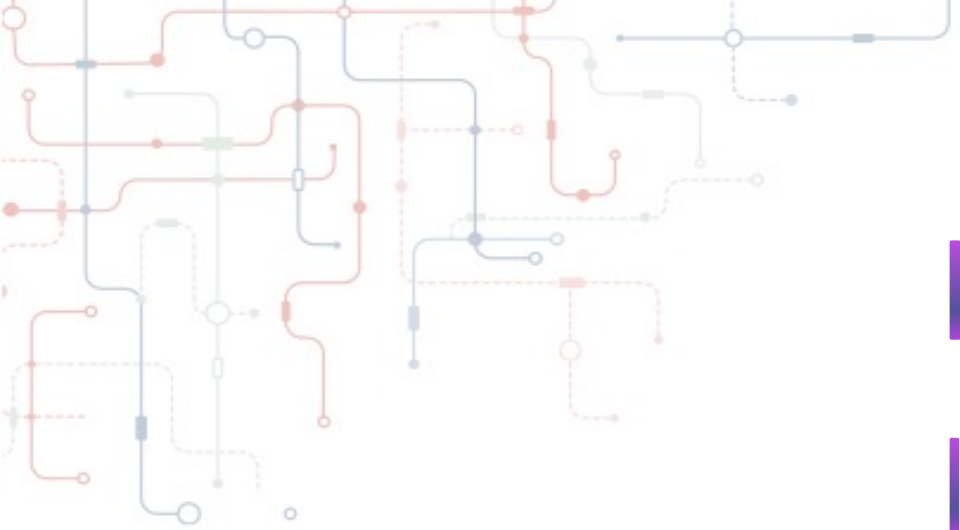
多品类多场景

美食、商超、鲜花、生鲜、医药
早餐、正餐、下午茶、夜宵



外卖平台的基本业务流程





目录

饿了么外卖推荐业务形态

搜索推荐平台的目标与定位

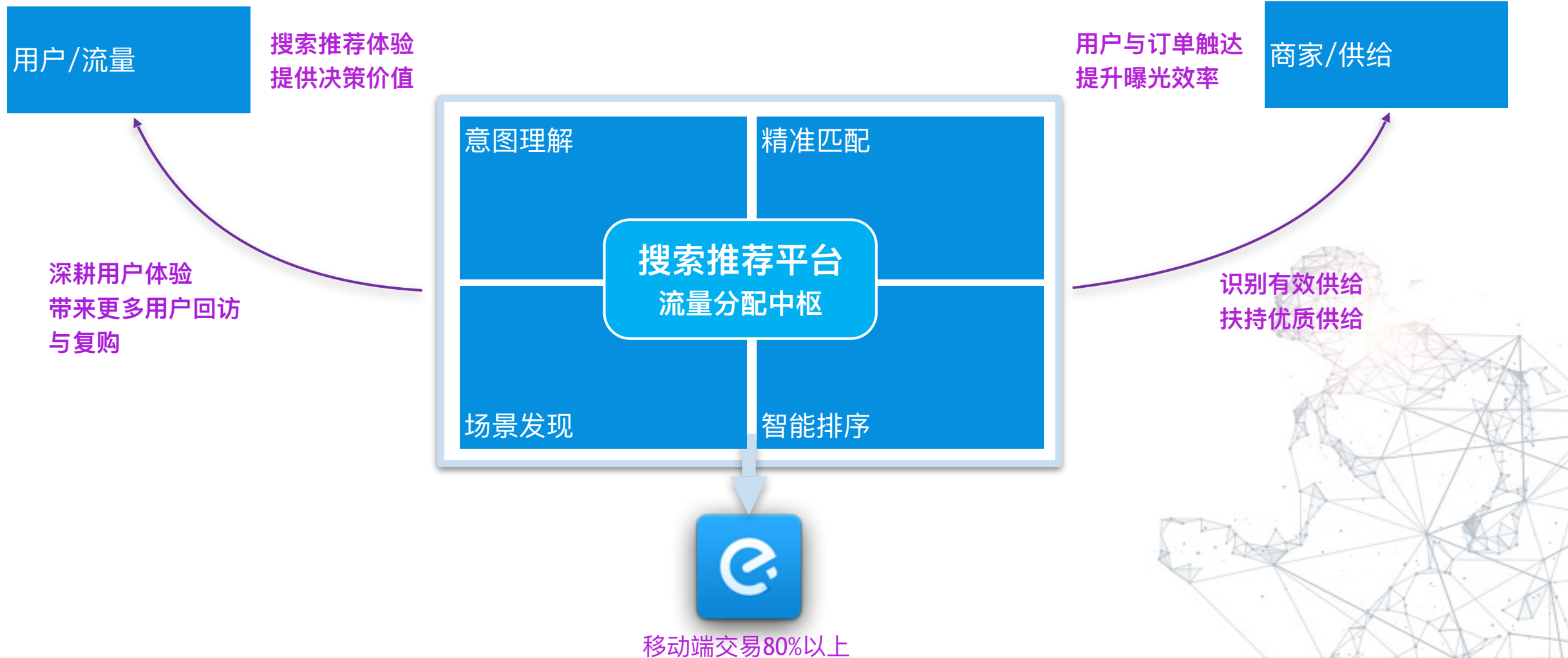
外卖推荐的特殊挑战

外卖推荐算法中的市场机制

外卖推荐算法中的调控手段

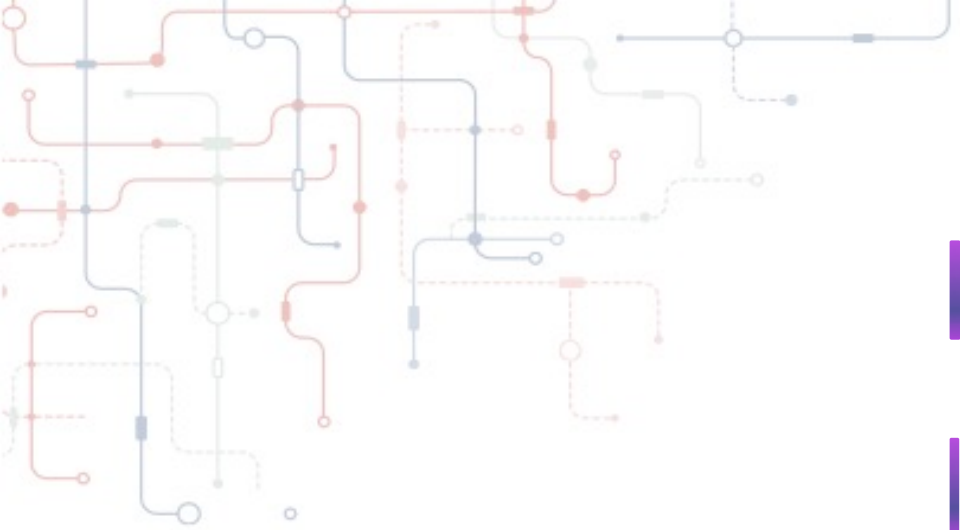


外卖搜索推荐平台的目标与定位



移动端交易80%以上
流量变现、交易价值、生态平衡

2018 AI先行者大会



目录

饿了么外卖推荐业务形态

搜索推荐平台的目标与定位

外卖推荐的特殊挑战

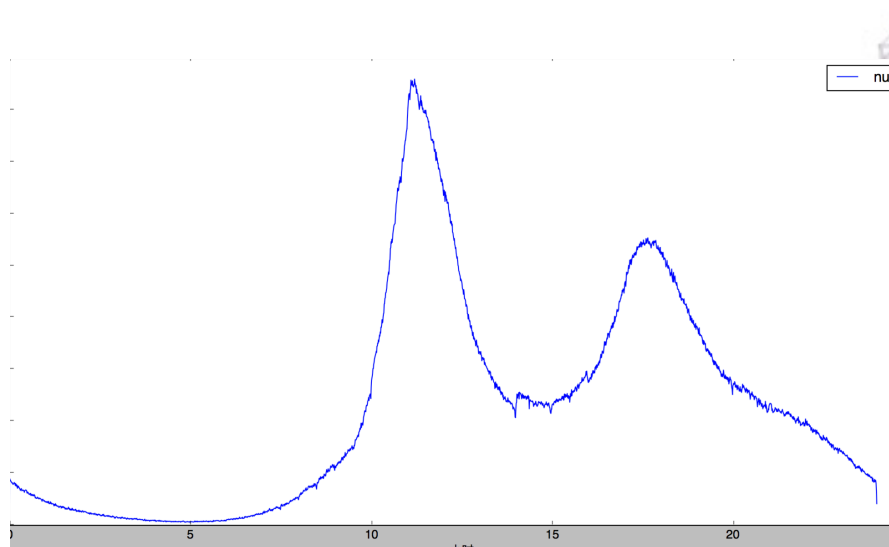
外卖推荐算法中的市场机制

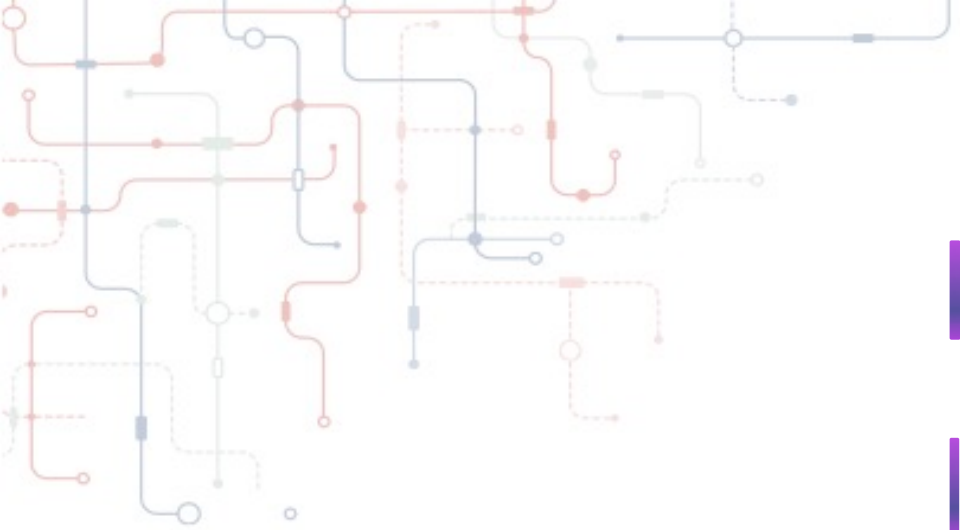
外卖推荐算法中的调控手段



外卖推荐的特殊挑战

- 算法优化链路长
 - 浏览->点击->下单->即时配送
- 峰值效应明显
 - 高QPS；用户行为分布变化快；
- 即时资源约束
 - 餐厅资源、人力；配送运力；
- 时间敏感
 - 决策效率——快速帮助用户决策
 - 等待时间——端到端时间尽可能短
- 区域化
 - 不同区域流量、供给、市场状态都不同





目录

饿了么外卖推荐业务形态

搜索推荐平台的目标与定位

外卖推荐的特殊挑战

外卖推荐算法中的市场机制

外卖推荐算法中的调控手段



推荐简化分层模型

调控手段
长期目标
生态平衡

市场机制
效率最大化

产品/业务策略



用户体验策略、业务扶持策略
新店成长策略、E&E等

智能化Rank



机器学习排序
最大化转化率、GMV等指标

精准召回



根据场景、意图、用户画像、LBS
筛选候选推荐集合

识别/挖掘



场景发现、意图识别、标签挖掘等

市场机制与算法目标：

- 基于现有流量及供给，通过深入挖掘、精准匹配及智能化排序机制
- 实现用户体验与平台效率最大化

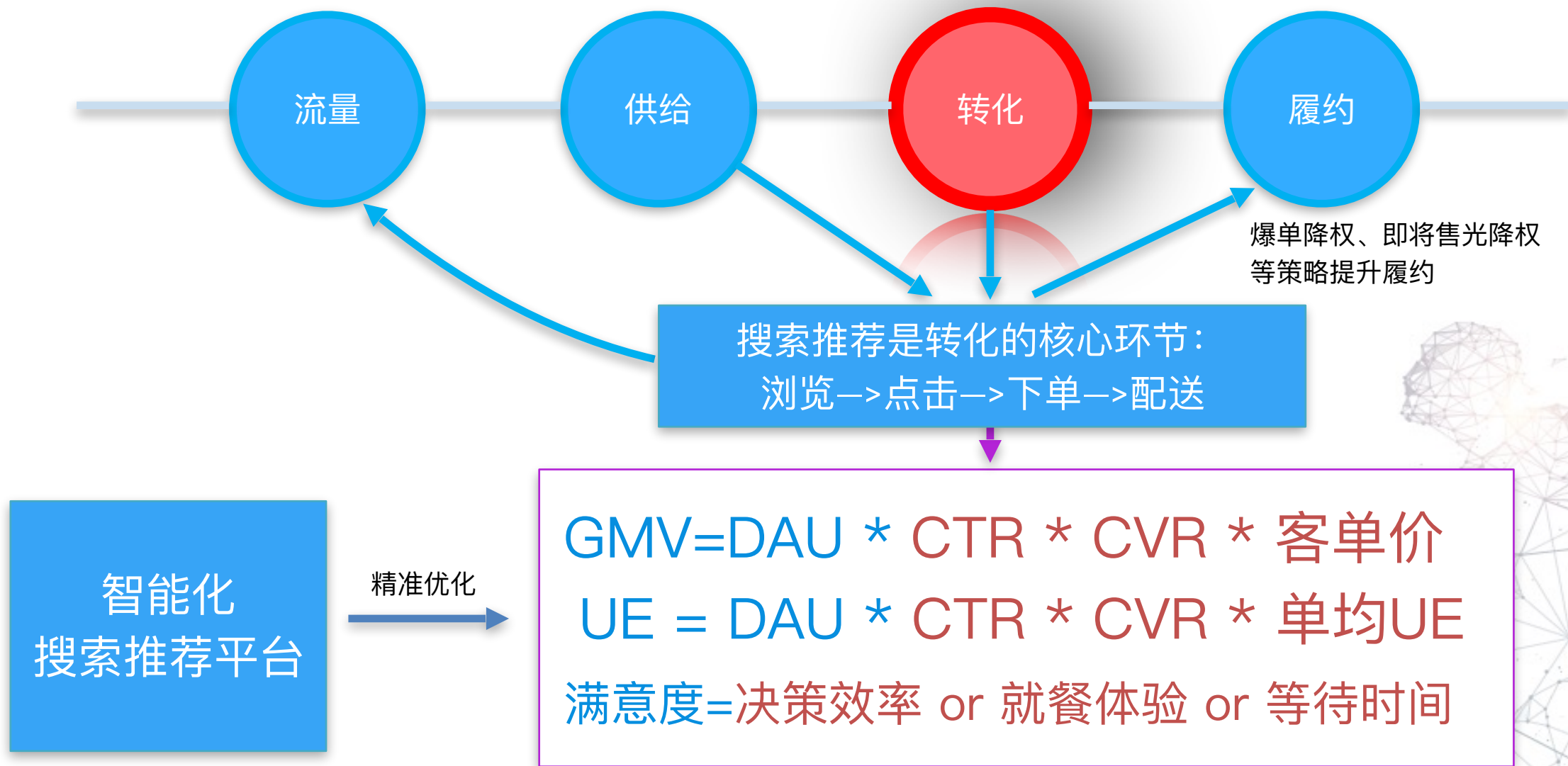
目标路径：转化率 → 访购率 → 毛GMV → 净GMV → 净GMV+UE

Action：

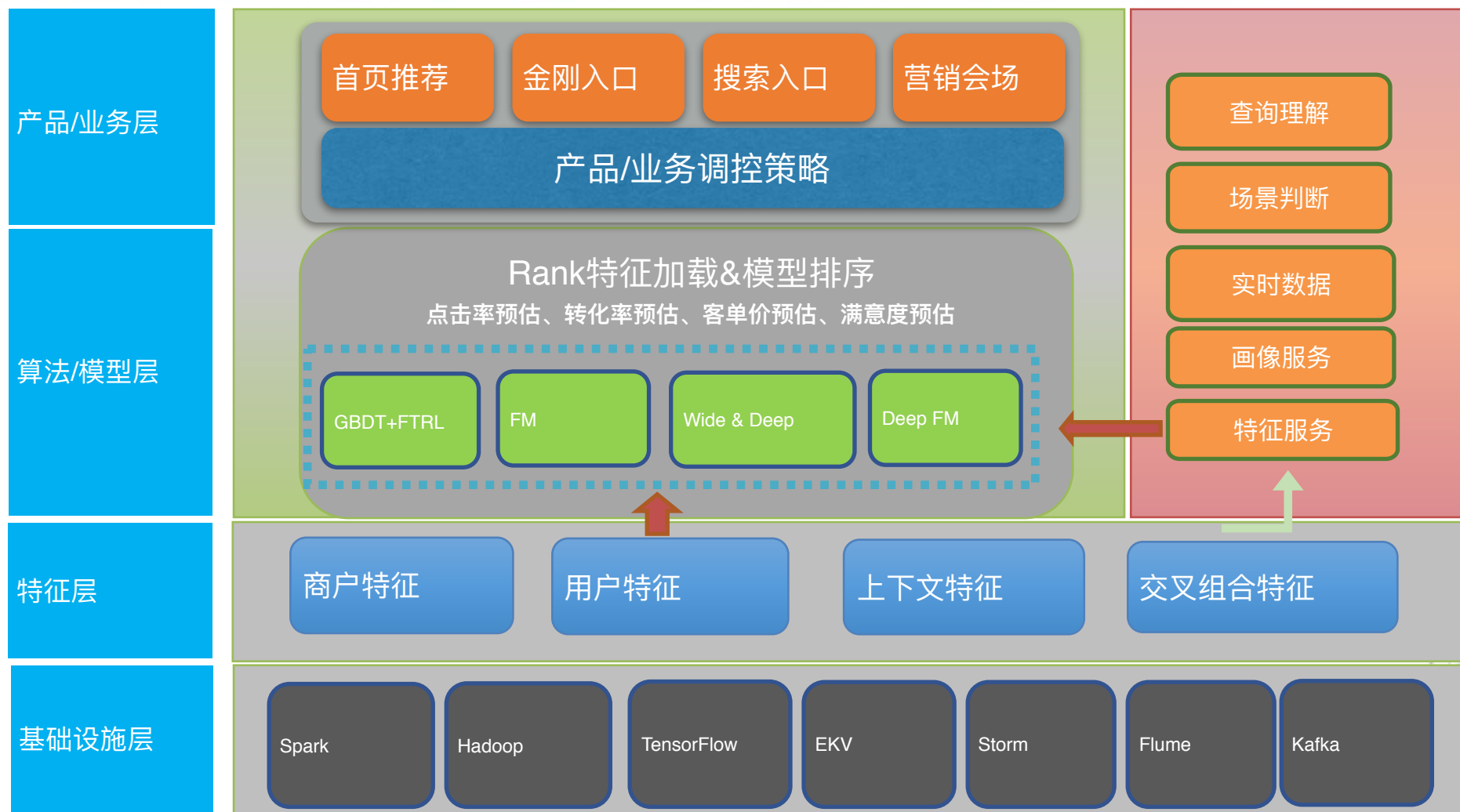
- 重建现有搜索、推荐技术体系
- 推荐算法从人工规则 到 人工智能算法



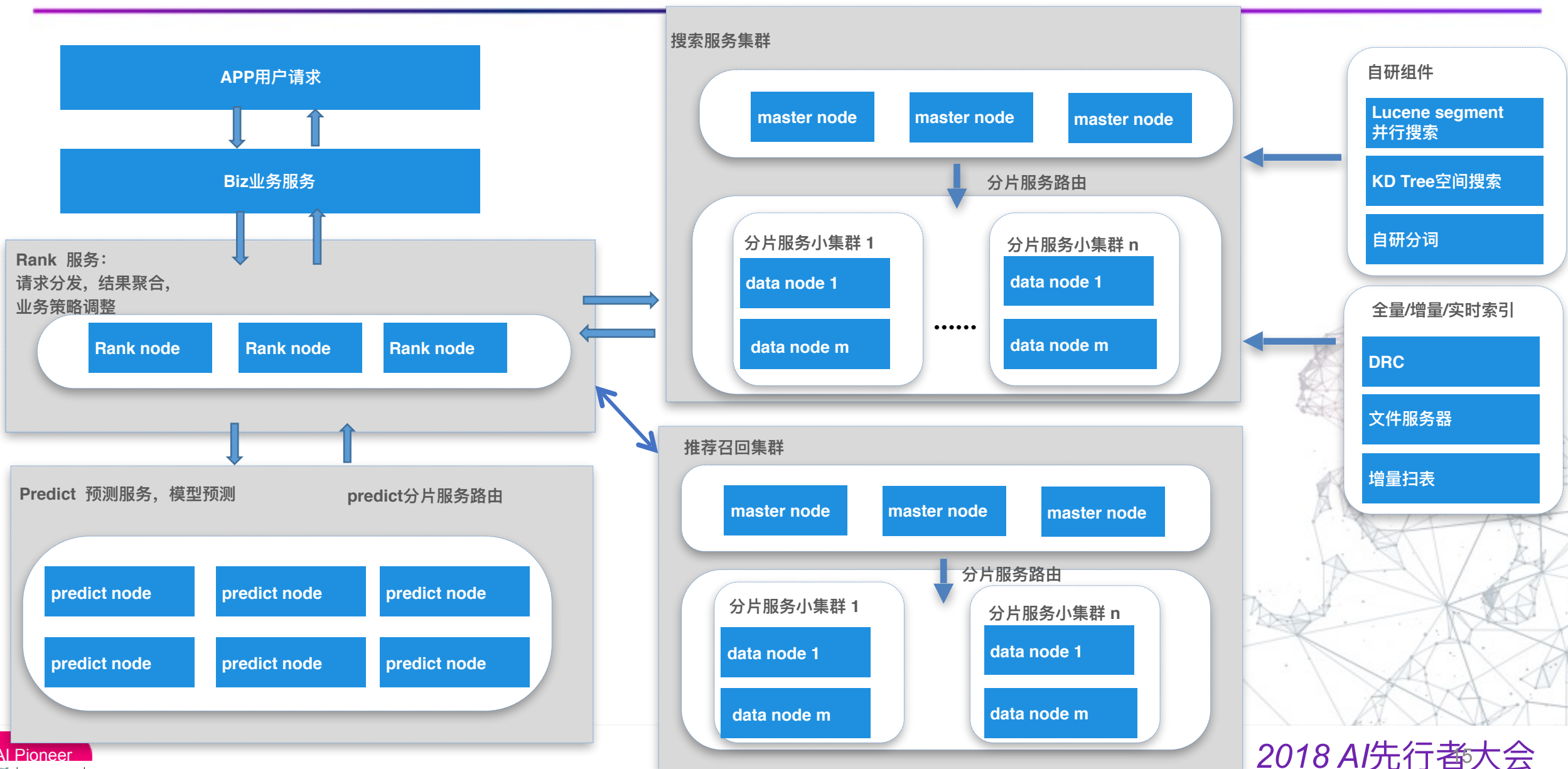
算法目标拆解



推荐系统数据&算法架构

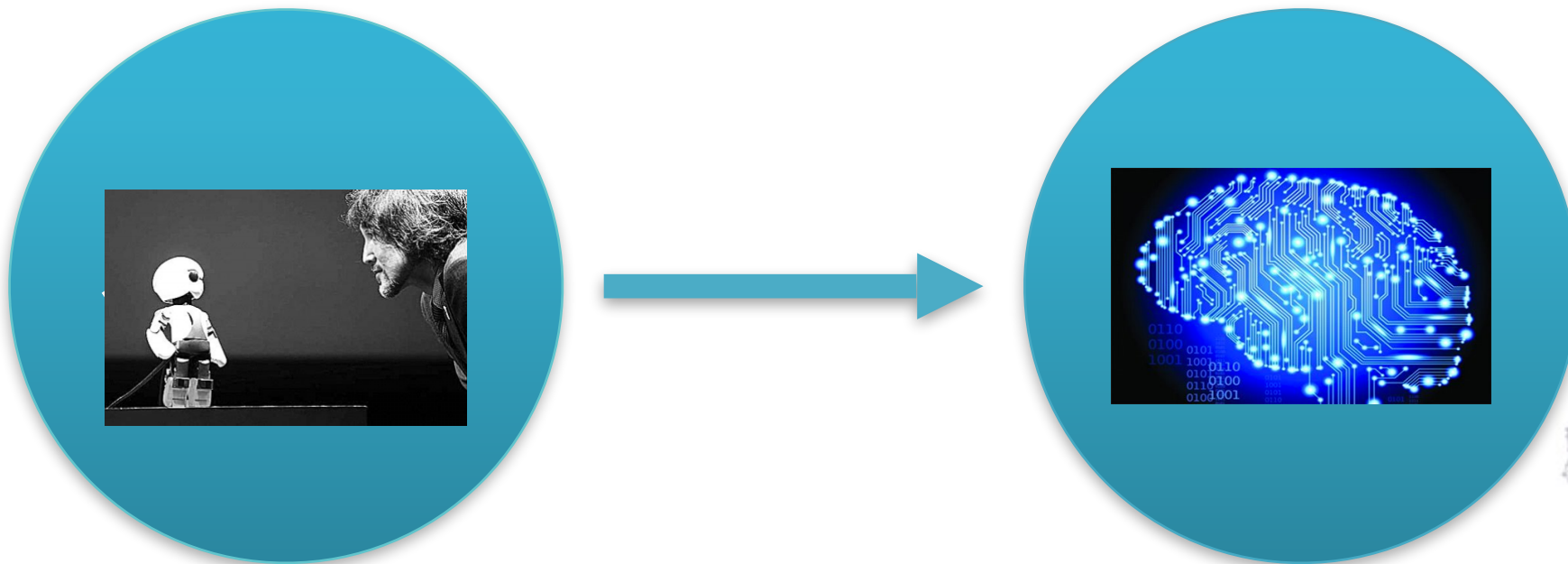


搜索推荐系统在线服务架构



推荐技术升级路线

智能化搜索推荐——从人工规则到机器学习



数据升级

完整的搜索推荐数据体系
实时数据通路

特征升级

全业务链路覆盖
实时化

模型升级

从规则到深度学习
多模型融合/在线学习

业务理解升级

紧随平台业务目标变化
兼顾平台流量生态

Rank模型升级路线

复杂度

- 规则—>线性—>非线性—>融合模型

时效性

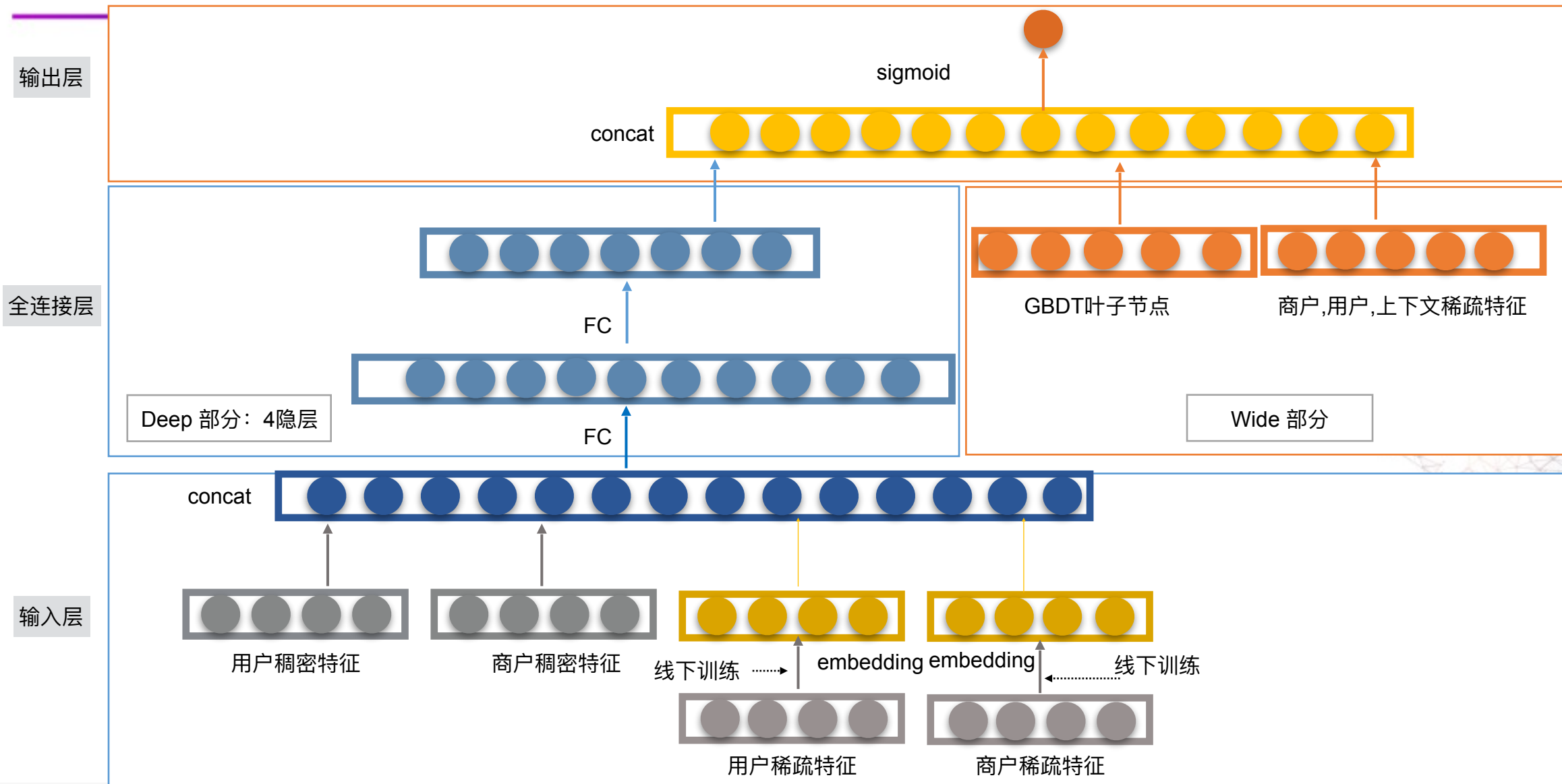
- 天级—>时段级—>小时级—>流式更新

优化目标

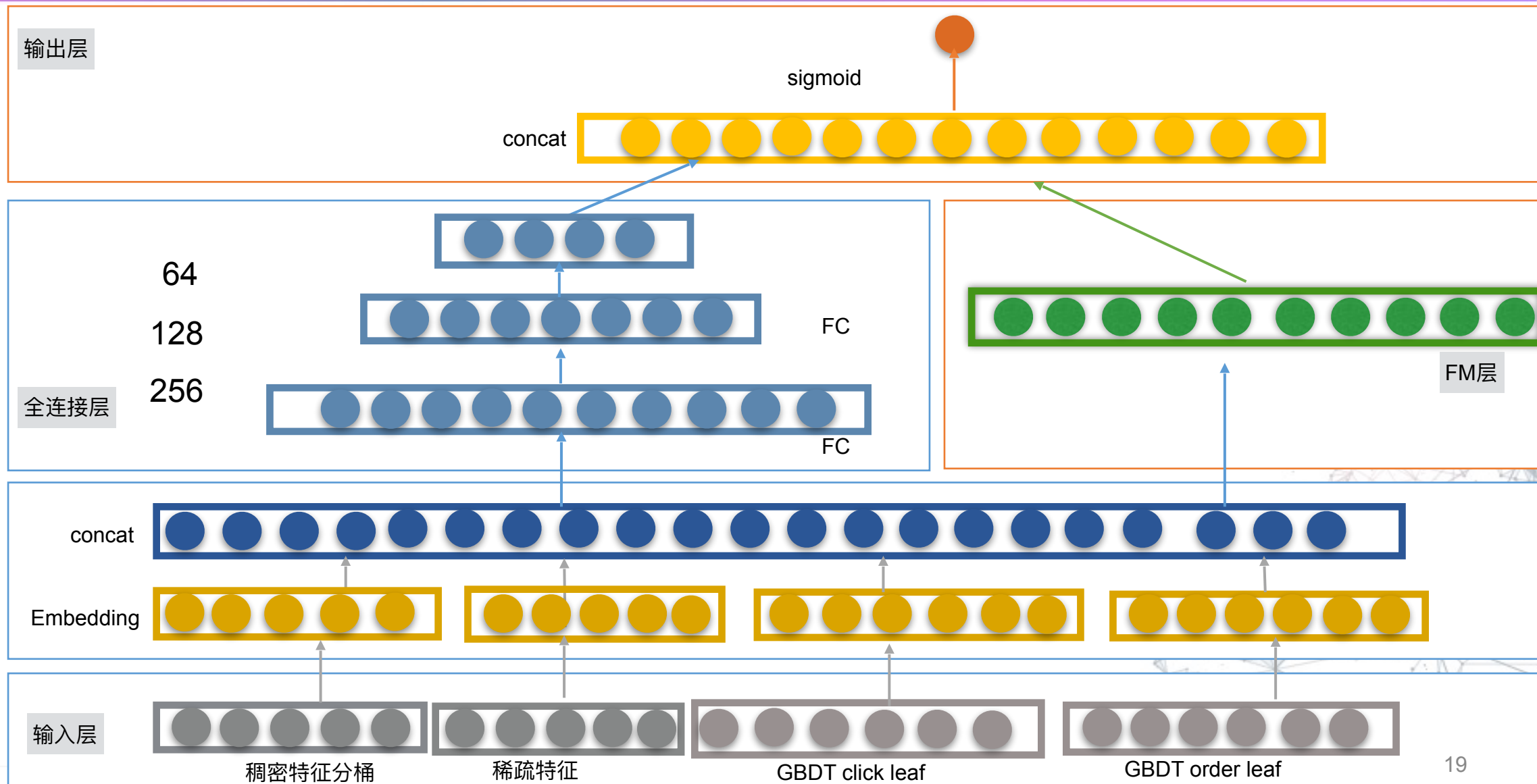
- 转化率(1)—> 转化率+GMV(2) —>GMV+用户整体体验(3)



深度学习——Wide&Deep模型在排序上的应用



深度学习——DeepFM模型在排序上的应用



在线学习在外卖推荐的应用

Why

- 用户行为变化快，决策周期短
- 商家经营、运力、天气等因素随时变化

业界常用算法：FTRL：

- 可以产生稀疏解
- 收敛速度很好
- 支持并行化处理，可以训练大规模模型
- 工程实现简单

参数迭代：

$$\mathbf{w}_{t+1} = \arg \min_{\mathbf{w}} \left(\mathbf{g}_{1:t} \cdot \mathbf{w} + \frac{1}{2} \sum_{s=1}^t \sigma_s \|\mathbf{w} - \mathbf{w}_s\|_2^2 + \lambda_1 \|\mathbf{w}\|_1 \right)$$

FTRL算法伪代码实现：

Algorithm 1 Per-Coordinate FTRL-Proximal with L_1 and L_2 Regularization for Logistic Regression

With per-coordinate learning rates of Eq. (2).

Input: parameters $\alpha, \beta, \lambda_1, \lambda_2$

$(\forall i \in \{1, \dots, d\})$, initialize $z_i = 0$ and $n_i = 0$

for $t = 1$ **to** T **do**

 Receive feature vector \mathbf{x}_t and let $I = \{i \mid x_i \neq 0\}$

 For $i \in I$ compute

$$w_{t,i} = \begin{cases} 0 & \text{if } |z_i| \leq \lambda_1 \\ -\left(\frac{\beta + \sqrt{n_i}}{\alpha} + \lambda_2\right)^{-1} (z_i - \text{sgn}(z_i)\lambda_1) & \text{otherwise.} \end{cases}$$

Predict $p_t = \sigma(\mathbf{x}_t \cdot \mathbf{w})$ using the $w_{t,i}$ computed above

Observe label $y_t \in \{0, 1\}$

for all $i \in I$ **do**

$g_i = (p_t - y_t)x_i$ *#gradient of loss w.r.t. w_i*

$\sigma_i = \frac{1}{\alpha} \left(\sqrt{n_i + g_i^2} - \sqrt{n_i} \right)$ *#equals $\frac{1}{\eta_{t,i}} - \frac{1}{\eta_{t-1,i}}$*

$z_i \leftarrow z_i + g_i - \sigma_i w_{t,i}$

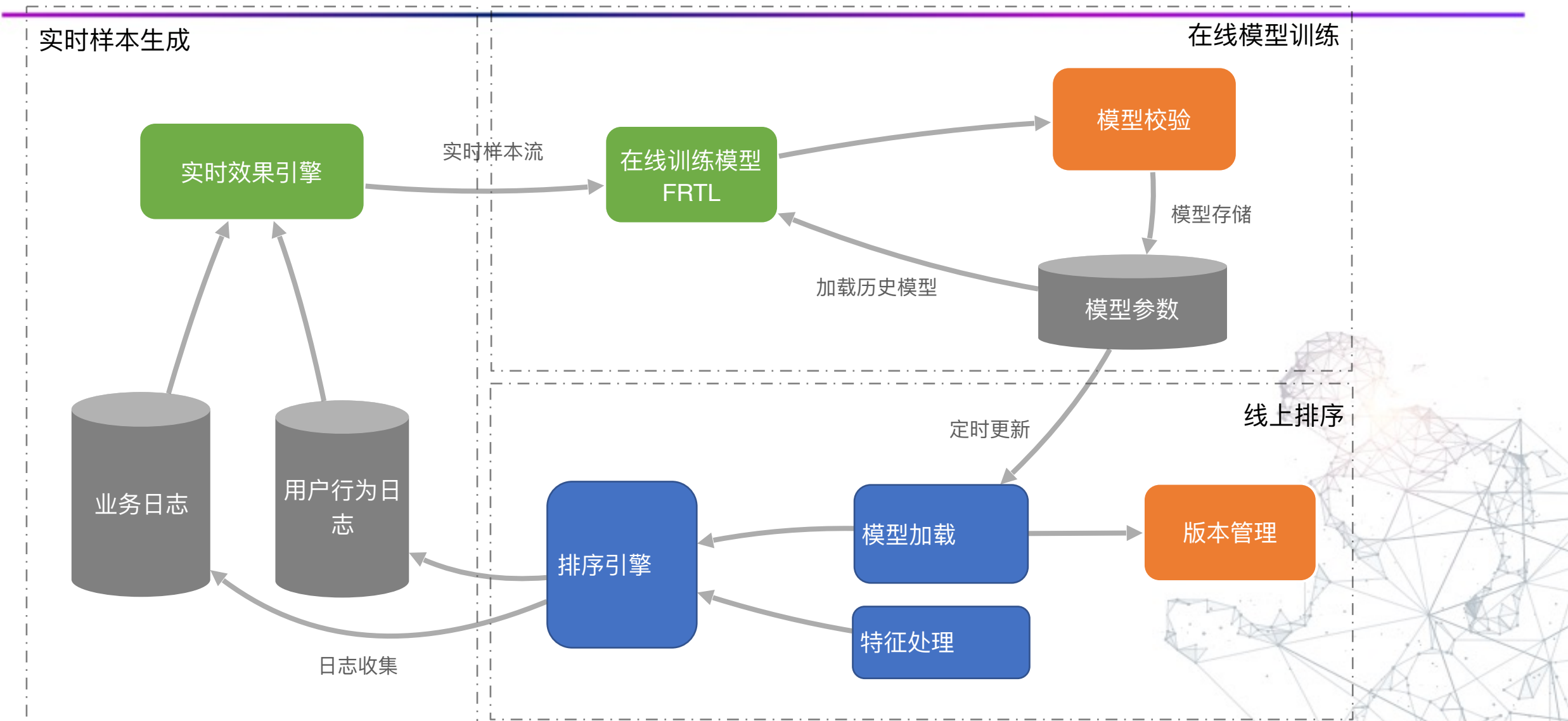
$n_i \leftarrow n_i + g_i^2$

end for

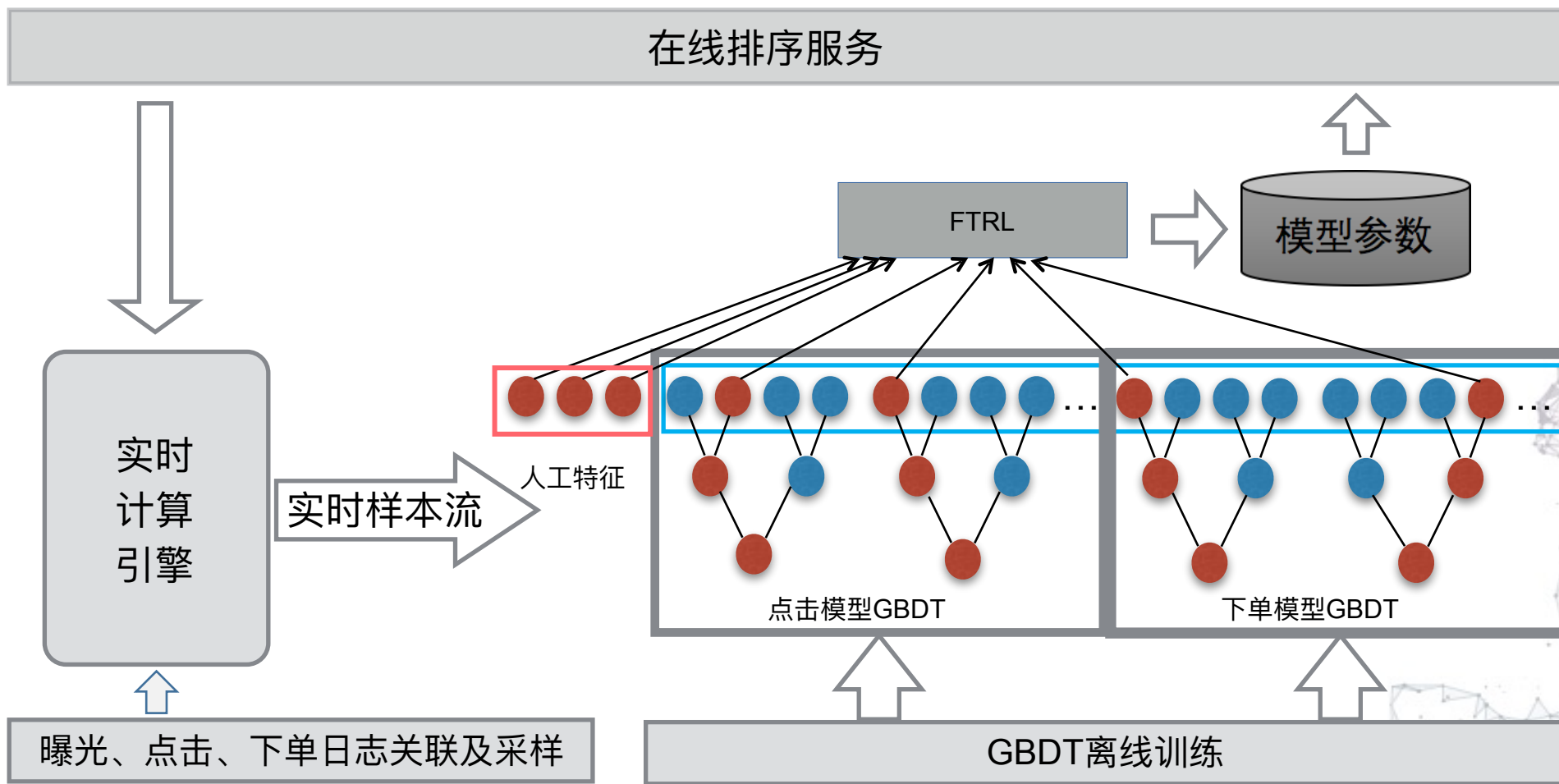
end for

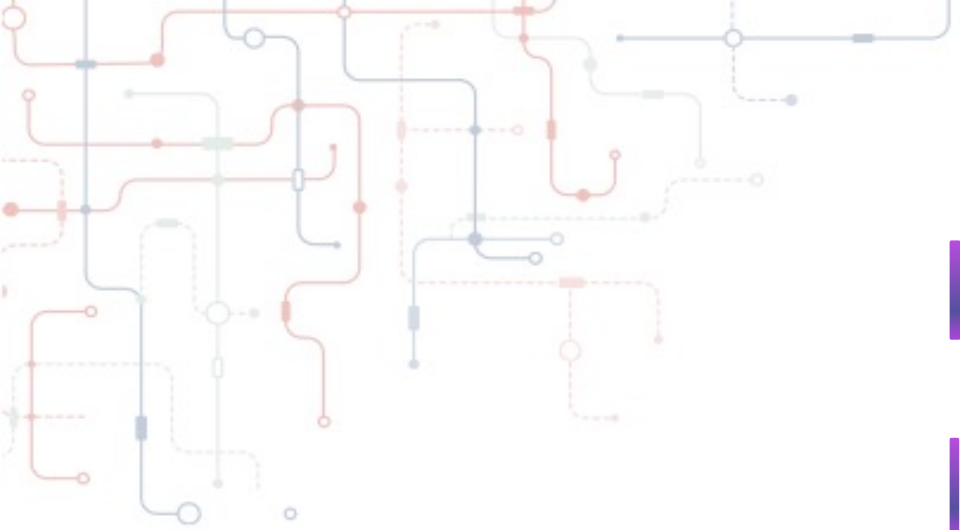


在线学习与实时引擎



在线学习在Rank的应用





目录

饿了么外卖推荐业务形态

搜索推荐平台的目标与定位

外卖推荐的特殊挑战

外卖推荐算法中的市场机制

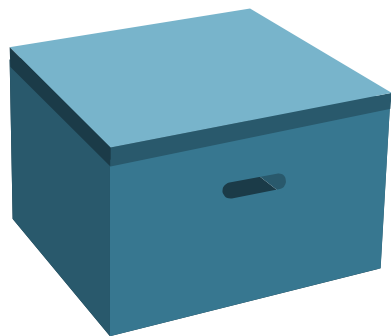
外卖推荐算法中的调控手段



外卖推荐算法中的调控手段——Why

调控手段：效率最大化之后的流量再分配

用户体验角度



用户行为步骤：

- 浏览—>点击—>下单-->配送

在用户偏好和以下等维度的平衡

- 商家履约能力
- 配送时间
- 食品安全

平台角度



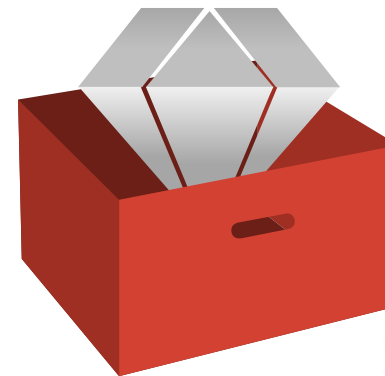
区域化：

- 各个城市、区域发展阶段不同，目标不同：份额、GMV、利润

短期目标vs 长期目标：

- 如短期gmv和长期复购率的平衡

算法角度



线下信息不完整：

- 算法的信息不完整，缺失地面业务信息，需要反馈与调控机制

赋能线下：

- 破独，扶持新店等业务诉求

用户体验：

- 防止过度个性化E&E

外卖推荐算法中的调控手段

转化率模型 (GMV/CVR)
满意度模型 (ST)

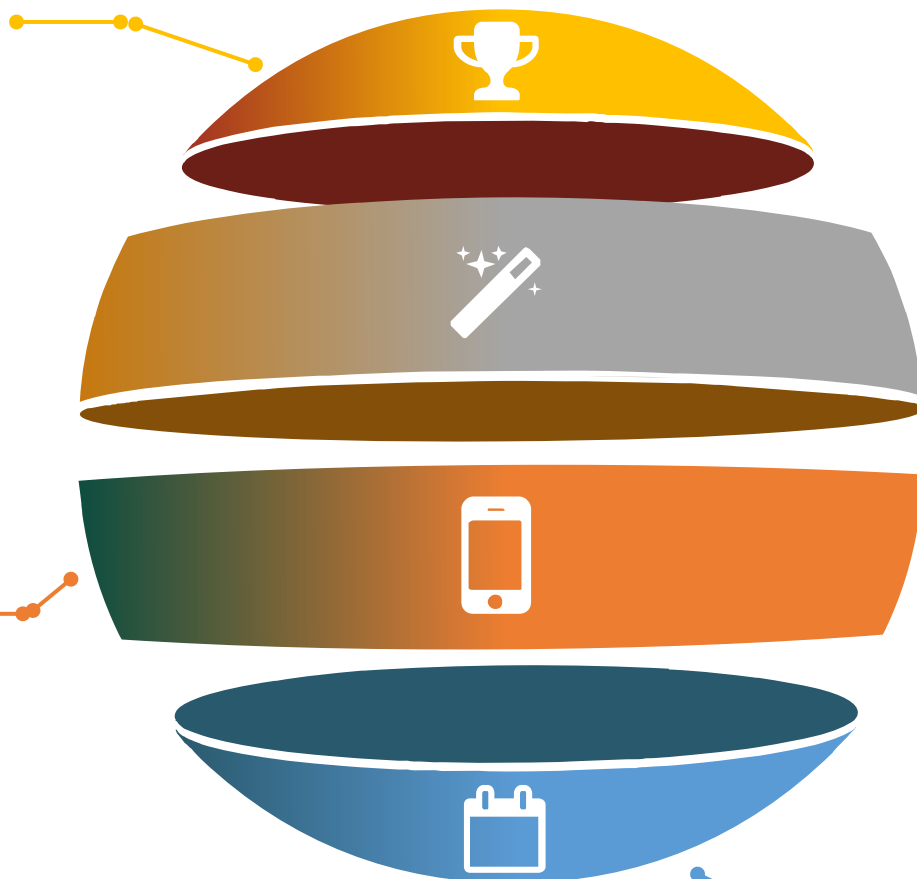
多模型融合

分城市、分区域配置优化目标
GMV/CVR/UE等

高校/白领, 一二线/三四线

区域化配置

优化目标



线下业务扶持

新店培养计划

用户兴趣边界探索与拓展
防止过度个性化

Explore&Exploit

长短期目标平衡

短期GMV目标+复购率boost

广告收入 vs 平台转化

流量驱动外卖商家提升,
改善经营水平

外卖推荐调控手段——长短期目标平衡

平衡策略：

- 算法目标：转化模型(当下转化率/GMV)+满意度模型（用户整体体验）
- 策略：复购率boost，流量重新分配，尽量向高复购率商户倾斜，促进回访和复购
- 新鲜感：分配一定比例流量 E&E



用户流失原因：

- 对商品满意，但对服务或配送不满意
- 商家不够丰富or推荐过窄
- 优惠力度不足

外卖推荐调控手段——区域化定制目标



各城市、区域发展阶段不同，流量供给、市场竞争格局不一，需要不同的目标



算法目标可配置：

- GMV/CVR/UE等

流量扶持

- 扶持比例及具体策略可配置



外卖推荐调控手段——E&E

场景：

- 新店成长扶持
- 区域化业务流量扶持
- 用户新鲜感策略

策略：

- 分配一定比例流量、位置
- 锁定位--> 轮播策略 --> Explore & Exploit

常用MAB算法：

- Thompson sampling
- Epsilon-Greedy
- UCB、LinUCB



外卖推荐下的E&E及策略思考

流量扶持和流量效率之间的平衡

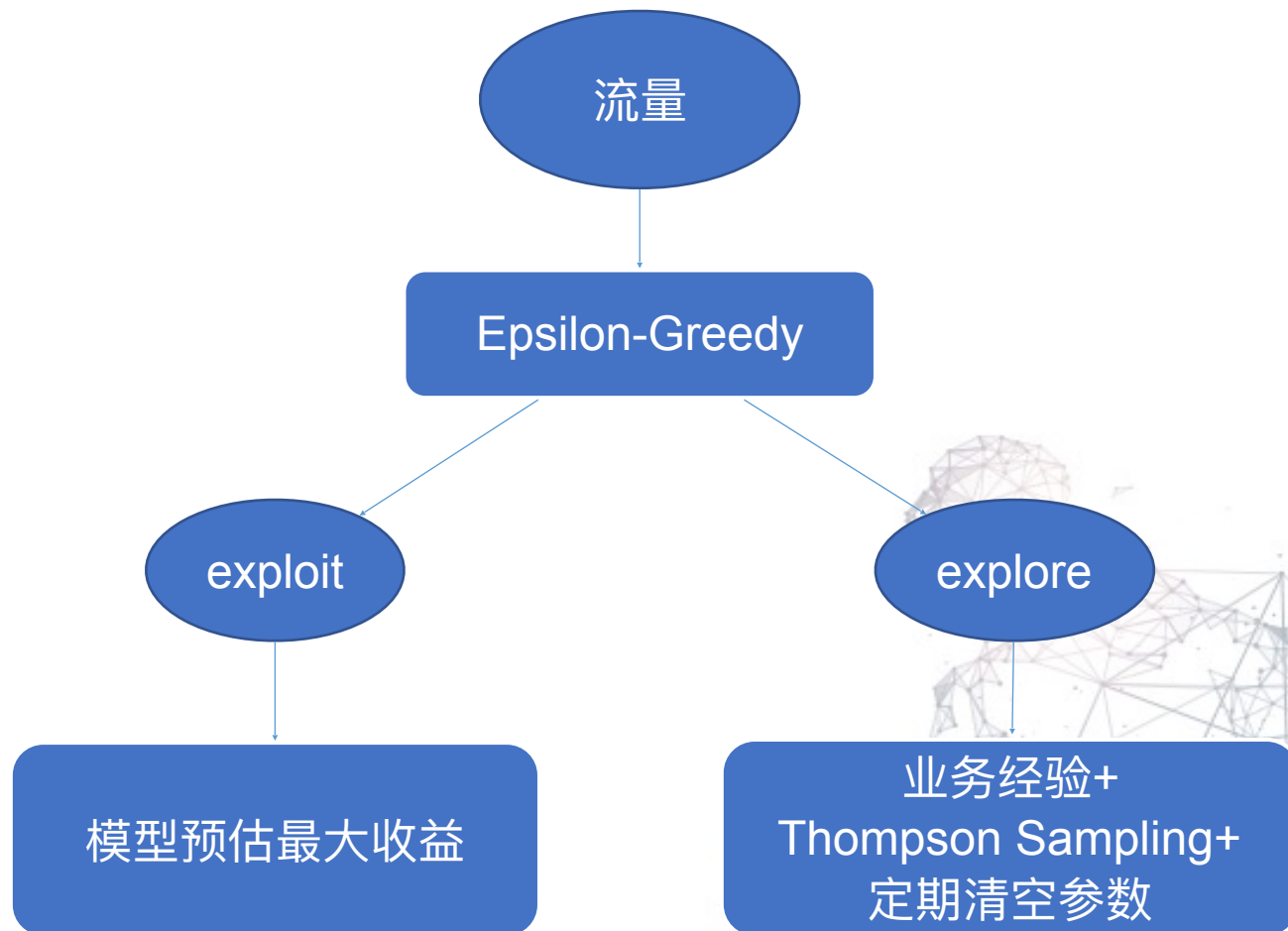
1. Explore

- 冷启动流量扶持，流量质量探索
- 策略：Thompson Sampling，简洁有效，且能根据不同业务场景使用适合的beta分布参数

2. Exploit

- 更高的转化率，提升流量效率及提供更好的用户体验
- 策略：通过模型预估结合用户、商家、场景、上下文下的最大收益

3. 各场景探索比例自由控制



一些感悟

- 建立健康合理、符合公司战略目标的业务指标
- 强化业务理解，技术驱动业务
- 平衡好平台长期生态和短期目标
- 重视技术，但不唯技术



The logo for AI Pioneer, featuring the text "AI Pioneer" in white on a red rounded rectangular background, set against a complex network of colorful lines and nodes.

2018 AI Pioneer Conference

THANKS

