



微博推荐策略平台: Eros







自我介绍





fengyoung

扫一扫二维码图案,关注我吧

- · 冯扬(young)
 - 2006/09~2010/12: 北京理工大学攻读博士学位
 - 2011/03~2013/05: 新浪微博-搜索-推荐,推荐算法设 计以及推荐系统研发
 - 2013/05~2014/09: 腾讯SOSO & 搜狗-社区搜索部,
 问答社区推荐系统研发
 - 2014/09~: 新浪微博-商业平台及产品部-推荐引擎,微博推荐策略平台设计及研发





分享内容

- 构建推荐策略平台的动机与目标
- 面对的问题和挑战
- Eros平台设计与特性





构建平台的动机

- 从微博推荐的目标来看
 - 转换&达成 → 提升微博的用户价值
- 从微博推荐的业务来看
 - 量大、丰富、异构

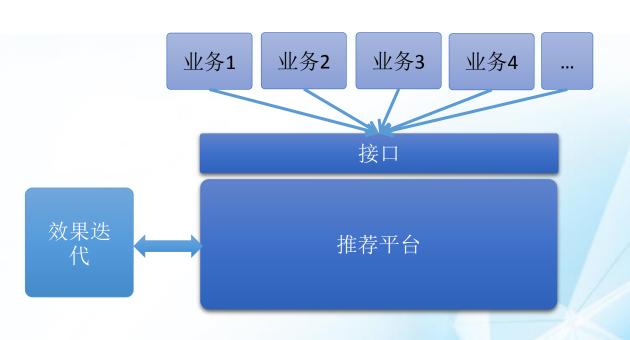
- 从微博推荐的技术发展来看
 - ・ 重业务 → 重流程





推荐策略平台的目标

- 具有泛化能力
- 规范化&标准化
- 统一接口, 支持业务快速接入
- 基于效果的跟踪与迭代







挑战一:场景、业务&数据的异构性





- 用户数据
- 内容数据
- 行为数据
- 关系数据
- •





挑战二:对已有推荐架构的整合

场景	主feedP 势	正文页	长号流 用户Pro	ofile页
A 用层	感兴趣人API 好友关I API	错过微博API 电影、音乐··· 推荐API	赞微博API 点对点API	相关微博API
计算层	用户推荐	内容推荐	服务推荐	
数据层	用户数据	内容数据	关系数据	其它数据





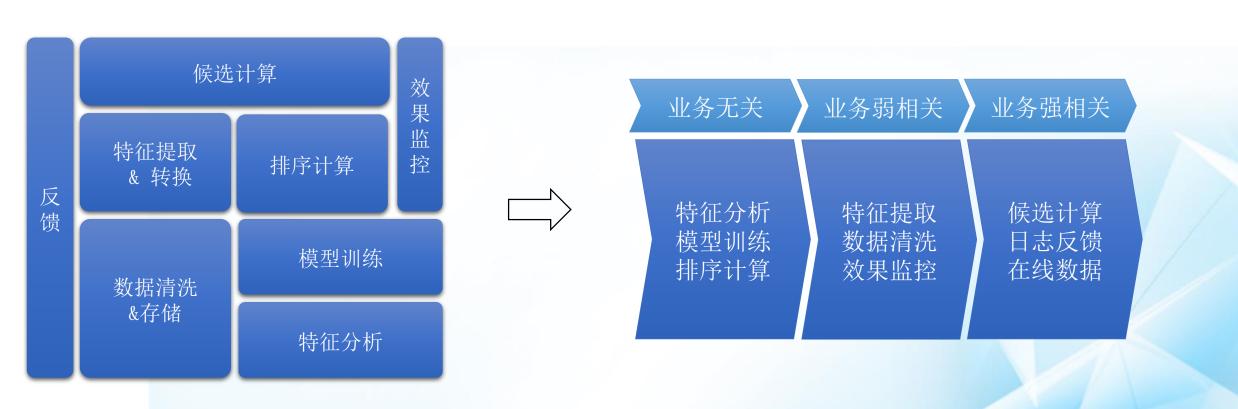
挑战三:如何分析推荐效果

- 推荐业务之间的对比
 - 一个场景可以容纳多个业务
 - eg:正文页包括内容推荐、用户推荐、垂直类推荐......
- 推荐业务自身的因素对比
 - 候选
 - 决定了推荐业务效果的天花板
 - 排序
 - 特征 & 算法





逻辑抽象和解耦

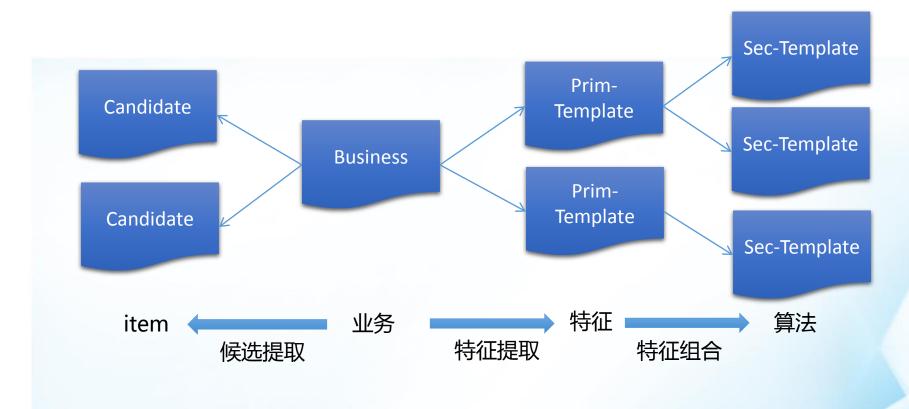


整合现有的推荐架构,同时抽象出通用的框架





模板规范

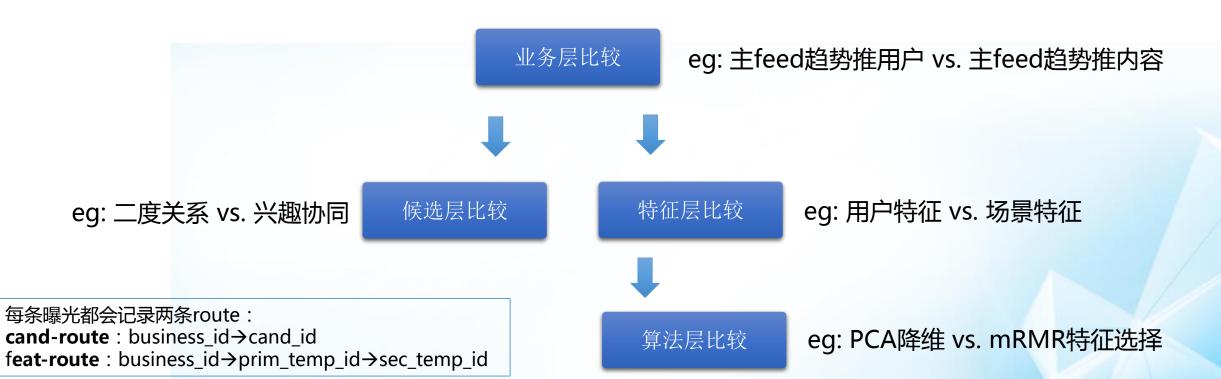


采用统一的规范来约束计算过程,解决业务及数据异构的问题





多层级的效果对比

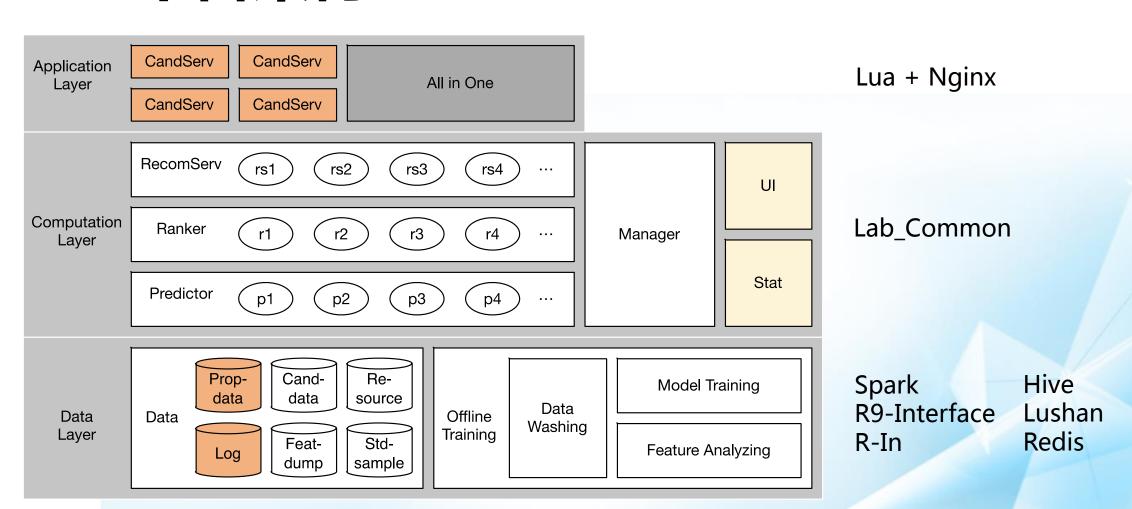


利用route跟踪每条曝光的计算过程,在各层级上进行效果对比





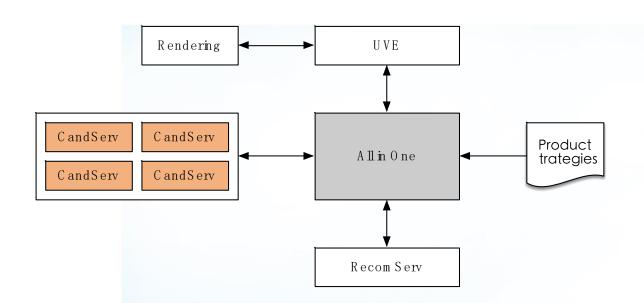
Eros平台架构







应用层



All in One

向上统一访问接口 产品逻辑解析&实现 适配已有的推荐API,将其作为候选 请求RecomServ进行推荐排序

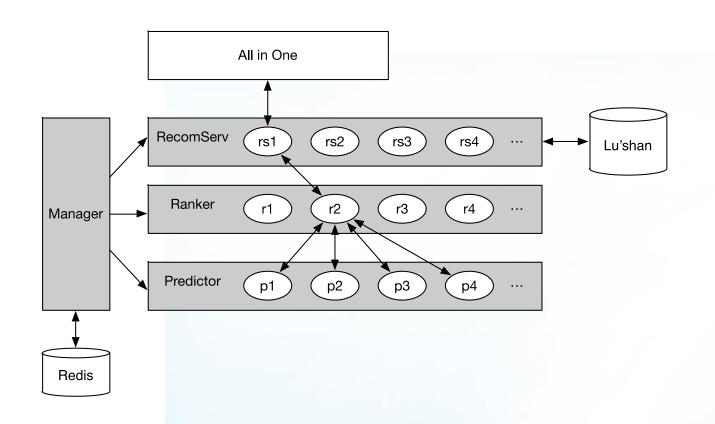
CandServ 整合了已有的推荐API 也可以是若干DB的组合

Product Strategies 定义产品逻辑,**指定候选** 在应用层针对不同候选进行**流量分配**





计算层



Manager 管理初始模板、分发规则、模型

RecomServ 提取特征,构建曝光向量 规则匹配,为模型分配流量 保存曝光向量以及曝光route

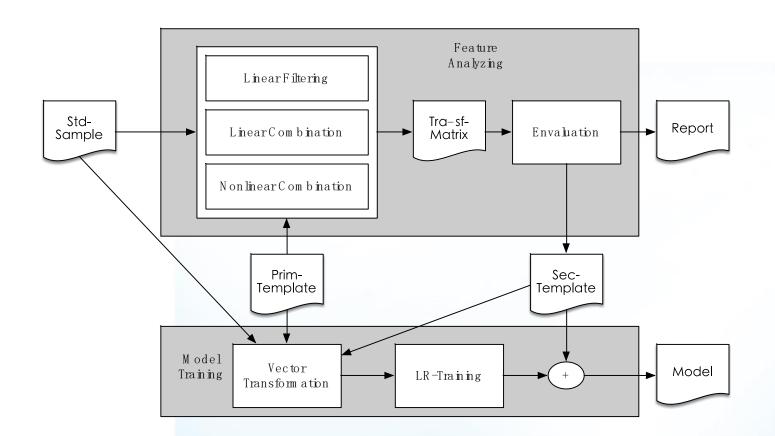
Ranker 预估计算请求拆分 排序

Predictor 预估计算





数据层



特征分析→二次特征模板

线性过滤:IG、mRMR

线性组合:PCA、LDA

非线性组合: RBM、DBN



Model = 二次模板 + 模型参数



模型训练→模型参数

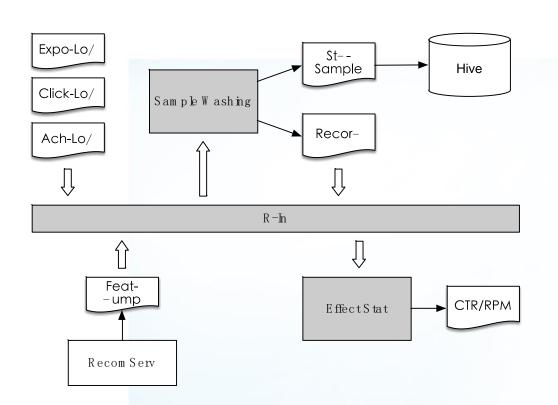
Batch : L-BFGS

Online: SGD、FTRL





反馈&效果监控



反馈

R-In队列,流式接入日志

样本清洗,产生标准样本&曝光记录

标准样本:用于特征分析&模型训练

曝光记录:进行效果统计(CTR/RPM)

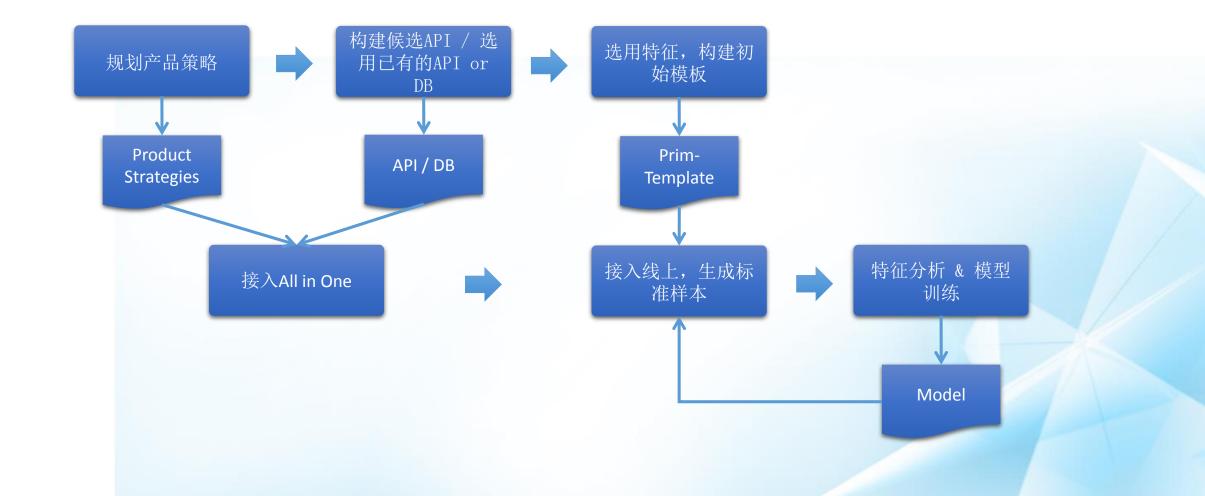
效果监控(统计)

利用cand-route跟踪候选路径 利用feat-route跟踪计算路径 分层次统计





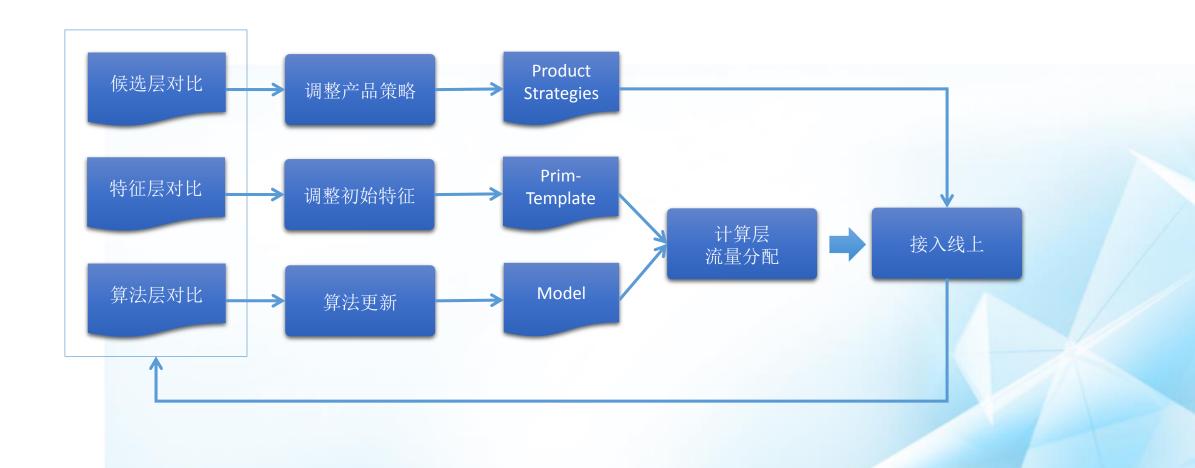
基于Eros的推荐业务开发







基于Eros的推荐效果优化







Eros特性小结

- 逻辑抽象、泛化的推荐系统
 - 业务无关、业务弱相关、业务强相关
- 重流程而非重业务
 - 并非针对具体业务,但具体业务可以基于Eros进行开发和接入
 - 统一规范, 标准化流程
- 支持快速迭代
 - 多层级效果对比,模板化的策略、特征、算法更新&调整



Thank You!