

## 2016中国数据库技术大会

DATABASE TECHNOLOGY CONFERENCE CHINA 2016

数据定义未来











# 在线学习在广告中的应用

王兴星













## 互联网广告简史

• 互联网简史:

门户-->搜索引擎-->垂直类网站-->无线;

• 互联网广告简史:















## 搜索广告















## 展示广告

















## 无线:信息流广告

















## 问题规模

#### • 规模

	搜索广告	展示广告
建模对象	<query, ad=""></query,>	<ad, context="" user,=""></ad,>
索引规模	十亿	百万~千万
特征规模	亿~千亿	亿~千亿



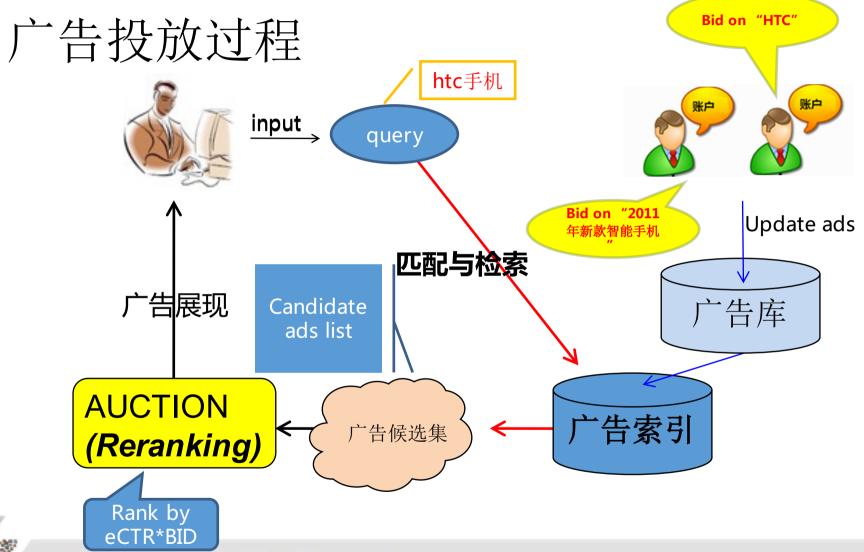
















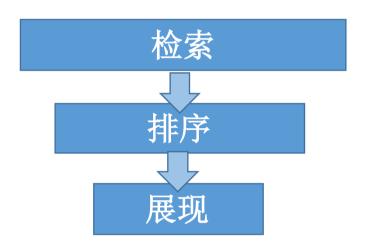






## 相关技术

•漏斗模型:



• 核心技术:

点击预估: Alive (Ad Living CTR Predict System)

信息检索: L2M (Online Learning to Match)







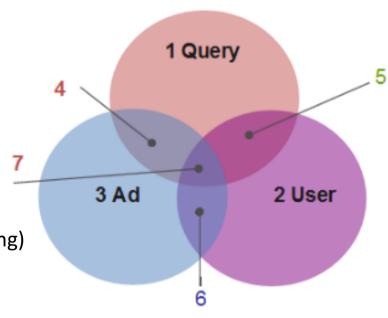






## CTR预估

- 常见技术方案:
  - 单特征+非线性模型:
    - 特征工作简单;
    - 计算资源消耗大;
    - 线上预估时间较长;
  - 单特征+组合特征+线性模型;
    - 人工/算法进行组合特征;
    - 传统方法计算资源中等; (Batch Learning)
    - 线上预估时间较短;









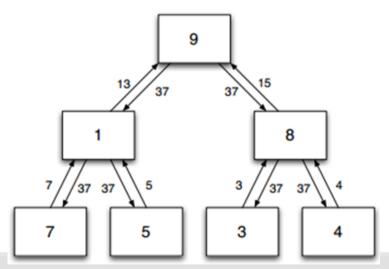






## 批量学习: Batch Learning

- 常见数据量:
  - 百亿级样本/每天,每次使用30~90天;
  - 亿~百亿级别特征;
  - 几十台机器, 百轮左右, 训练10个小时左右;







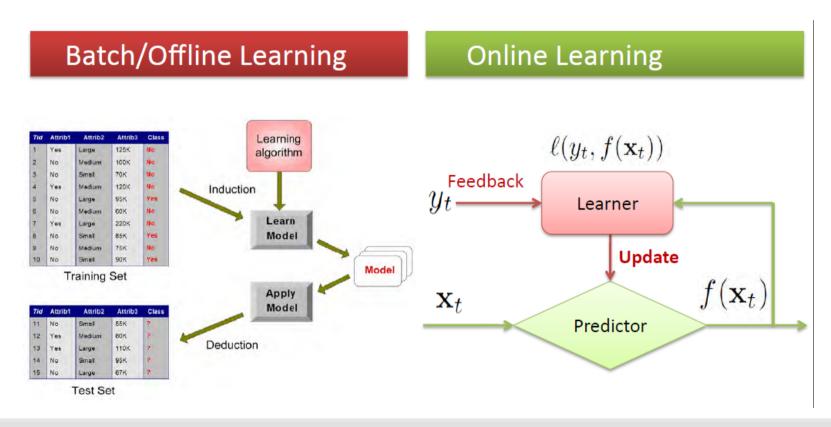








### Batch Learning vs Online Learning















## 理论依据

• *f*\* 为全局最优解:

$$f^*(.) = \underset{f \in H}{\arg\min} l(y_t, f_t(x_t))$$

• 在线算法的Regret:

regret = 
$$\frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} [l(y_t, f_t(x_t)) - l(y_t, f^*(x_t))]$$

- •目标:希望Regret尽可能小
  - •保证在线算法的效果,与看到整个样本得到的算法的效果,尽可能接近。













## 在线稀疏模型

- 在线稀疏模型:
  - Truncated Weight;
  - Truncated Gradient(Langford, 2009);
  - FOBOS(Duchi,2000);
  - RDA(Xiao,2010);
  - FTRL(McMahan,2010);







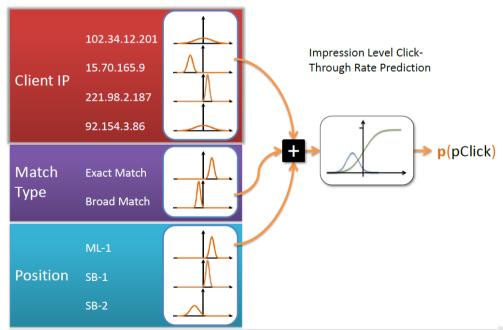


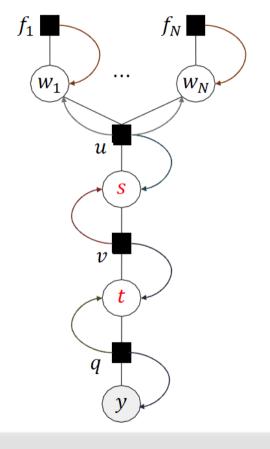




## 在线模型: 贝叶斯派

#### • AdPredictor:













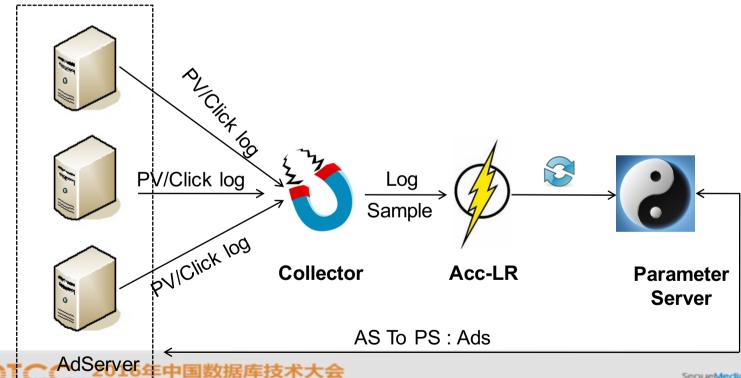




## 在线模型框架

• 整体框架:

Sharen see









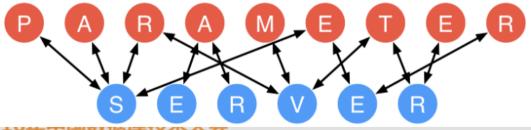


## 大规模学习解决方案

- 采样: 正负样本失衡+多线程
- 同步方案: MiniBatch+AllReduce

```
Algorithm 2 ParallelSGD(\{c^1, \dots c^m\}, T, \eta, w_0, k)
   for all i \in \{1, ... k\} parallel do v_i = \operatorname{SGD}(\{c^1, ... c^m\}, T, \eta, w_0) on client
   end for
   Aggregate from all computers v = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^{k} v_i and return v
```

• 异步方案: MiniBatch+PS















### L2M: Online Learning To Match

处理流程 • 流程: 整体流程 获取基础数据 建立基本模型 选取触发特征 触发广告 广告特征 用户行为分析 上网行为: 特征选择 用户特征 广告 触发 7页内容分析 网页数据 Internet 网页特征 站点特征 Sharen see DTCC 2 数据采集 离线分析 在线触发

## 常见触发方法

- 触发方法分类:
  - 基于用户:
    - 历史Query、兴趣标签;
  - 基于上下文:
    - 当前页面Title、历史浏览页面;
  - 基于站点:
    - 站点类别;
  - 基于重定向:
    - 历史点击;
  - 相似用户:
    - Look-alike:













## 无线触发遇到的问题

- PC-->无线, 传统触发的问题?
  - 出发点:
    - 信息检索,非CPM;
  - 数据覆盖:
    - 用户数据:覆盖率低;
    - 网页数据:无商业性(小说、新闻);







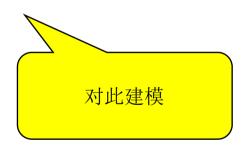






#### L2M

- 出发点:
  - 触发本质: IR, 根据信息去检索Item
  - A\_信息: Query、OS、Browser、PID;
  - B\_广告: Bidword、Title;
  - A&B间的匹配;















#### L2M

• 建模:

$$eCPM(A, B) = CTR(A, B) * Bid(B)$$

- CTR:
  - 难点: A&B
  - •组合特征,泛化新能差;
  - 样本哪里来:
- Bid:

$$Bid(B) = \sum_{A_i \in A} Bid(B, A_i)$$

#### 方法:

- 1,稀疏特征:交叉特征;
- 2,稀疏特征:隐因子模型;
- 3, 稠密特征, 非线性模型;















### 隐因子模型

Latent Model

• LFM:

$$\hat{\boldsymbol{\mathcal{V}}}_{u,m} = \boldsymbol{\mathcal{P}}_{u}^{T}\boldsymbol{\mathcal{q}}_{m} = \sum_{k=1}^{K} \boldsymbol{\mathcal{p}}_{uk} \cdot \boldsymbol{\mathcal{q}}_{mk}$$

• Bias-LFM:

$$r_{u,m} = b_u + b_m + p_u^T q_m = b_u + b_m + \sum_{k=1}^K p_{u,k} \cdot q_{m,k}$$

Time Bias-LFM:

$$r_{u,m} = u + b_u + b_m + b_t + p_u^T q_m + x_u^T y_t + s_i^T z_t + \sum_f g_{u,f} h_{if} l_{tf}$$









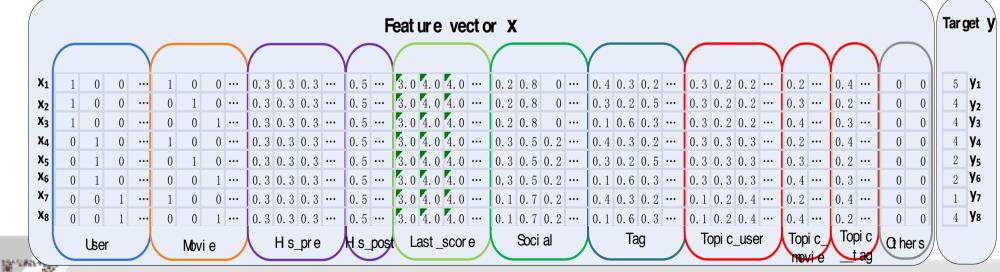




### 隐因子模型

Fatorzation Machine:

$$\hat{y}(X) = w_0 + \sum_{i=1}^n w_i x_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n \langle v_i, v_j \rangle x_i \cdot x_j$$











### L2M: 模型

• 预测:

$$\hat{y}(x) := \frac{1}{1 + e^{-sum}}$$

$$sum = w_0 + \sum_{i=1}^n w_i x_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n \langle v_i, v_j \rangle x_i \cdot x_j$$

- 损失函数:  $L(x) = ||w|| + C*Log(1 + e^{-y*sum})$
- 优化:
  - Adapative Learning Rate;
  - Hyper Parameter Learning;













### L2M: 整体流程

- 探索(EXPLORATION):
  - 线上随机一部分流量, 收集样本;
- 利用 (EXPLORTATION):
  - 训练模型;
  - 挖掘触发供线上使用;













