

DSP中的算法初探

江申 @ 力美移动广告

Jun. 29th, 2013

Outlines

Part I : 背景知识

- Ad Network简介
- RTB (Real Time Bidding)简介
- DSP一般工作流程

Part II : DSP中的算法

- 目标用户选择 (Audience Selection)
- 基础出价算法 (Bidding Algorithm)
- 出价在线调整 (Bid Adjustment)

Part I : 背景知识

- Ad Network简介
- RTB (Real Time Bidding)简介
- DSP一般工作流程

背景知识-Ad Network







背景知识-RTB (Real Time Bidding)



背景知识-从不同角度看RTB与传统Ad Network区别

从Ad Network（或RTB中的DSP）的角度来说：

-  原来媒体来的每一个广告请求，通常都能获得展现机会，现在不一定了。
-  原来用户没点击，Ad Network不用出钱（因为大多CPC结算），现在要了(因为CPM结算)。原来稳赚不赔，现在弄不好还亏本。
-  媒体垄断优势没了，竞争者变多了，广告主可能变少了
-  不用去和各家媒体一一谈合作了。

背景知识-从不同角度看RTB与传统Ad Network区别

从广告主的角度来说：



DSP比Ad Network更可能代表自己的利益，可以提出更多个性化的投放需求



更容易在投放中定制化地使用广告主自己的数据和第三方数据



DSP的优化效果可能比Ad Network更好，但也可能更差。

从媒体主的角度来说：



收益理论上会增加，但在早期市场中竞价不激烈时，可能收益降低。

背景知识-从不同角度看RTB与传统Ad Network区别

从算法工程师的角度来说：



原来投放技术（CTR预估，targeting技术等）只在少数几家Ad Network发展，现在很多DSP公司都需要做广告投放技术的工程师。



DSP需要满足广告主更个性化的投放需求，有很多新的技术挑战。



因为广告主的数目少了，导致能收集到的点击/转化的数据少了（但还是不少）。

背景知识-DSP一般工作流程

1. 追踪网民行为（Behavior Tracking）

Action Data（广告主的数据）：

DMP公司在广告主的网站上埋点（通常是放上一个1x1的不可见像素），这样当网民访问广告主的网站时，DMP公司会得到该信息。在广告主授权下，DMP把该数据给DSP。

Mapping Data（媒体的数据）：

DSP公司还会和第三方的网站合作（例如：新浪，腾讯），在他们的网站上也埋点，或者向DMP购买网民行为数据，这样就可以追踪到网民在这些网站上的行为。

网民在每个网站上留下的cookie不一样，需要做**cookie mapping**.

See [1]

背景知识-DSP一般工作流程

2. 受众选择 (Audience Selection)

- a. 离线计算每个campaign的目标投放用户集。
- b. 广告主（或账户操作人员）可以通过配置来管理这些目标投放用户集。

3. 进行实时竞价 (Bidding)

- a. 当Ad Exchange把请求发过来的时候，DSP会拿到以下信息：
 - 当前广告位的信息
 - 当前用户的cookie和基本信息。
- b. DSP需要在100ms内，根据对当前用户的理解，并且考虑当前广告位，根据自己的bidding算法，来决定：
 - 是否要对这次展现机会进行竞价？
 - 投放哪个campaign的广告？
 - 出价是多少？

背景知识-DSP一般工作流程

4. 展现广告

如果Bidding最高，赢得了展现机会，则DSP返回创意，网民就会在该广告位看到该创意（图片，文字，flash）。

5. 追踪转化

- a. Ad Exchange向DSP反馈该DSP竞价成功的展现是否造成点击或转化。
- b. 根据这些数据统计点击率CTR，转化率CVR，每个转化平均成本CPA等各种指标，汇总成报表展示给广告主。

Part II : DSP中的算法

- 目标用户选择 (Audience Selection)
- 基础出价算法 (Bidding Algorithm)
- 出价在线调整 (Bid Adjustment)

DSP中的算法-Audience Selection

受众选择（**Audience Selection**）：

找到每个Campaign的目标投放用户集(user targeting)

方法一：基于标签的做法（与Ad Network差异不大）

- a. DSP对所有能追踪到的网民，根据其行为为每个网民打上各种标签（User Profiling）。
- b. 广告主（或账户操作员）对每个campaign选择一系列标签，从而确定自己的目标投放用户集

DSP中的算法-Audience Selection

给网民打标签的通常做法：

1. 建立标签体系（有层次，无层次）
要点：从广告主的角度出发，符合广告主的习惯
2. 有些标签可以直接得到，如地域，操作系统，浏览器等
3. 给网民的行为对象（比如网页，商品，电影）打标签
 - a. UGC标签或Meta Info中的信息，映射到标签体系中的标签。
 - b. 网页正文提取关键字，映射到标签体系中的标签。
 - c. 人工标准，整理，修正
 - d. 对于以上方法得不到标签的，用KNN等算法来得到标签。

DSP中的算法-Audience Selection

给网民打标签的 通常做法（续）：

4. 给网民打标签

- 直接加权求和[4]
 - ✓ 权重和行为类型有关 (用户成本越高的行为权重越大，比如购买>点击>浏览)
 - ✓ 权重和行为发生时间先后有关
- 转化成推荐问题
 - ✓ 协同过滤（Item-based, User-based）
 - ✓ 图模型（Random Walk, 标签传播算法等）
 - ✓ 隐语义模型（矩阵分解，Topic Models等）
 - ✓

DSP中的算法-Audience Selection

方法二：基于重定向的做法

记录曾经到访过广告主网站的cookie，然后广告只对这些cookie投放（或者不投放）。

核心技术：目标cookie的收集与管理：

- （1）广告主/DMP在广告主网站上嵌入JS来收集。
- （2）广告主通过DMP平台或者自己的CRM系统，来挑选和管理这些cookies.

举例：汽车之家希望对每个月27号-30号登陆过迈腾相关页面超过5次的北京用户在接下来一个月的周五到周末投放迈腾的广告。

DSP中的算法-Audience Selection

方法三：基于Look-alike模型的做法(以M6D的做法为例[1])

对每个Campaign:

(1) 建立Model 预估用户发生转化概率 $P(c|u)$

正例是在广告主网站发生转化的用户，反之为负例。

$P(c|u)$ 由两级模型来建模。

(2) 根据每个用户的 $P(c|u)$ 将用户划分到不同的Segments

不同segments的 $P(c|u)$ 范围不一样，平均每个campaign有10-50个segments。广告主（账户操作员）根据自己的需求，决定开启或者关闭某些Segments。

DSP中的算法-Bidding Algorithm

Real Time Bidding过程

当Ad Exchange发送竞价请求时，携带了网民Cookie信息和广告位信息。

- (1) **检索：** DSP先根据Cookie找到所有目标投放用户集合中包含该Cookie的Campaigns。
- (2) **过滤：** 筛掉那些达到预算限制的Campaigns，和对这个用户达到展现次数上限（freq cap）的Campaigns。
- (3) **出价：** 对每个Campaign计算出一个出价。（后面详述）
- (4) **内部竞价：** 选择出价最高的Campaign, 并把出价返回给Ad Exchange。

以上需要在100ms内（或更短）完成。

See [1]

DSP中的算法-Bidding Algorithm

基于价值的出价（以M6D为例[1]）

一个展现的价值 = 点击概率*点击价值
(或 = 转化概率*转化价值)

出价模型:

$$bid = BasePrice(s, a) * \left(\frac{P(c | s, i, a)}{P(c | s, a)} \right)$$

s: 目标用户的集合(segment)

a: 广告Campaign (advertise)

i: 当前的广告位(inventory)

c: 转化(conversion)

注: 其中 $P(c | s, i, a)$ 与 $P(c | s, a)$ 是分别对每个a建模的。BasePrice人为指定

DSP中的算法-Bidding Algorithm

品友RTB竞赛[9]:

给定预算（1000元），给定时间（3天），最大化点击/转化（也就是最小化CPC）

比赛分为两个阶段:

1. 给定训练集，在固定数据集上做预测。
2. 给定训练集，在线上实时做预测。

比赛中影响最大的两技术点:

1. CTR预估
2. Pacing（控制花钱的速度）

DSP中的算法-Bidding Algorithm

M6D使用的出价模型：

$$bid = Base\ Price(s, a) * (\frac{P(c | s, i, a)}{P(c | s, a)})$$

RTB竞赛时使用的出价模型：

$$bid = Base\ Price * (\frac{P(c | u, i, a)}{BaseCTR})^\lambda$$

预估CTR



λ 参数调节CTR对出价的影响程度。

BasePrice和BaseCTR， λ 三个参数，通过实验决定。调整原则是使得预算刚好在时间结束时用完。

DSP中的算法-Bidding Algorithm

DSP中CTR预估与Ad Network中CTR预估的差异点:

1.DSP中可能需要为每个广告主/Campaign单独建立模型。

a. Privacy原因

广告主不希望自己的点击转化数据用来优化别的广告主的效果。

b. 效果原因

当某个广告主/campaign的待预测数据分布与整体很不一致时，单独建立模型可能有更好的效果。

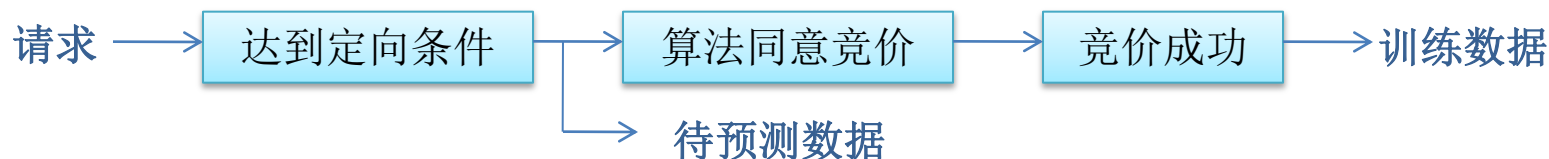
c. 转化定义不一致

在CvR预估中，对每个Campaign对转化的定义不一致，数据不具可推广性。

DSP中的算法-Bidding Algorithm

DSP中CTR预估与Ad Network中CTR预估的差异点:

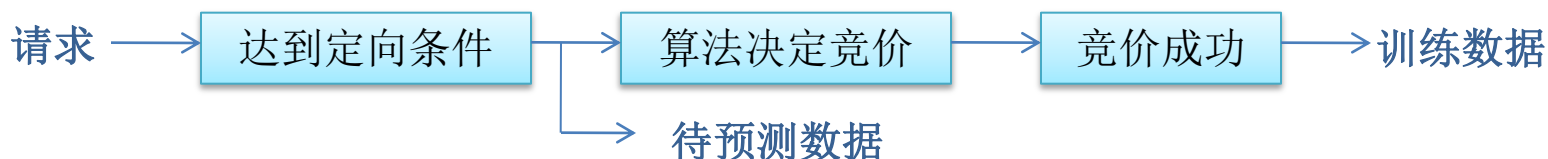
2. DSP只能拿到竞价成功的展现是否成功造成点击的信息，训练数据分布 $P'(X,Y)$ 与待预测数据分布 $P(X,Y)$ 不一致。



如何大致衡量两个分布差异？[8]

训练一个LR模型，数据为“训练+待预测”数据，Label为是否属于训练集。
分得准，差异大。分不准，差异小。

DSP中的算法-Bidding Algorithm



a. 每个Campaign定向条件不一样，导致 $P'(X) \neq P(X)$ ，即Covariate Shift

如果分布差异明显时，对每个Campaign单独建模可能效果更好

除了该Campaign自己的数据，也可以通过reweighting使用其他campaign数据[8]:

- 用 $P(X)/P'(X)$ 对训练集的每个样本赋权
- 其中 $P(X)/P'(X)$ 可以用上页所述“训练集-待预测集”分类器结果算出

b. 算法对部分流量不竞价，通常是设定了CTR门槛，导致 $P'(Y) \neq P(Y)$ ，即Prior

Probability Shift

参考对样本做采样后，对预估值做修正(recalibration)的方法[7]

c. 部分竞价不成功，和自己及对手竞价策略有关，导致 $P'(X,Y) \neq P(X,Y)$ ，即Sample Selection Bias

DSP中的算法-Bidding Algorithm

DSP中CTR预估与Ad Network中CTR预估的差异点:

3. Ad Network中的CTR预估需要特别对（广告）有区分力，DSP中的CTR预估需要特别对（广告位，网民）有区分力。

Ad Network:

给定一个（广告位，网民），从候选中选择（广告）
更多探索广告的特征，及包含广告的组合特征

DSP:

给定一个（广告），从候选中选择（广告位，网民）
更多探索广告位和网民的特征，及包含它们的组合特征

DSP中的算法-Bid Adjustment

Bid Adjustment : 在线上生产环境进行实际竞价时，通常需要对竞价模型的参数做调整。

原因：

1. 线上的数据分布与线下用的训练数据的分布不一样，需要对参数做调整。
2. 线上的环境是动态变化的，得让参数也随之变化。

如何做Bid Adjustment?

1. 预测（Forecasting）
2. 反馈控制（Feedback Control）

DSP中的算法-Bid Adjustment

1. 预测（Forecasting）

预测对象：

a. 流量预估

预估未来的流量大小。

b. Bid Landscape Forecasting[3]

在不同的出价下，能赢得展现的概率分布。体现竞争对手的出价情况。

预测范围：

a. 全流量下的预估

b. 不同定向条件下的预估

DSP中的算法-Bid Adjustment

2. 反馈控制（Feedback Control）

Waterlevel Algorithm Based Update (以消费控制为例) [5][6]:

$$\alpha(t+1) = \alpha(t) \exp\left(\lambda \left(\frac{\text{spend}(t-1, t)}{\text{budget}} - \frac{1}{T}\right)\right) \quad \lambda \text{ 为参数}$$

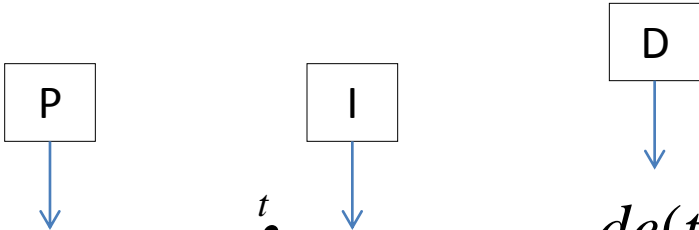
上式控制每个时间间隔的消费一致，但实际应用中通常不是一致的：

$$\alpha(t+1) = \alpha(t) \exp\left(\lambda \left(\frac{\text{spend}(t-1, t)}{\text{budget}} - f(t, T)\right)\right) \quad f(t, T) \text{ 为 } t-1 \text{ 到 } t \text{ 时间段的消费控制目标}$$

DSP中的算法-Bid Adjustment

2. 反馈控制（Feedback Control）

工业中最常用的: PID控制[10], 通常D项也可以不用


$$\alpha(t+1) = \alpha(t) + k_1 e(t) + k_2 \int_0^t e(\tau) d\tau + k_3 \frac{de(t)}{dt}$$
$$e(t) = f(t) - f'(t) \quad \text{即error}$$

DSP中的算法-Bid Adjustment

例子：

控制目标： 同一个Campaign在不同Ad Exchanges上的CPC一致

Campaign	Adx	CPC	平均CPC	e(t)
C	ADX	0.43	0.69	-0.26
C	TANX	0.98	0.69	0.29
C	TENCENT	0.67	0.69	-0.2

注： 以上数字为人造示意数字

DSP中的算法-要点回顾

1. DSP需要处理广告主更加个性化/多样化的投放/优化需求
2. DSP中的Audience Selection算法
 - 基于标签的算法
 - 基于重定向的算法
 - 基于Look-alike Model的算法
3. DSP中CTR/CvR预估还是起着很重要的作用，与Ad Network相比：
 - 可能要对每个Campaign建立模型
 - 训练数据可能和待预测数据不一致，可能需要处理
 - 特征抽取时要更多考虑包含（广告位，网民）的特征
4. DSP中参数的确定依据是满足广告主的其他限制（预算，时间等）
5. 在线上生产环境进行实际竞价时，通常需要对竞价模型的参数做调整。
 - 通过Forecasting来确定和调整控制目标
 - 通过反馈控制算法来调整参数，从而达到控制目标

参考文献

- [1] Bid Optimizing and Inventory Scoring in Targeted Online Advertising
- [2] Design Principles of Massive, Robust Prediction Systems
- [3] Bid Landscape forecasting in Online Ad Exchange Marketplace
- [4] 师徒网刘鹏老师《计算广告学》课件：
http://www.sheetoo.com/app/course/overview?course_id=200
- [5] Real-Time Bidding Algorithms for Performance-Based Display Ad Allocation
- [6] Fast Algorithm for Finding Matchings in Lopsided Bipartite Graphs with Applications to Display Ads
- [7] Logistic Regression in Rare Events Data
- [8] Alex Smola's Blog: <http://blog.smola.org/post/4110255196/real-simple-covariate-shift-correction>
- [9] 品友RTB竞赛官网: <http://contest.ipinyou.com/>
- [10] “PID Controller” wikipedia http://en.wikipedia.org/wiki/PID_controller

THANK YOU

Contact Info:

邮箱: jiangshenok@hotmail.com

新浪微博: 江申_Johnson

技术博客: www.TechInAds.com

