

程序化广告总结和思考到闪购用增RTB广告投放

作者：乔佳梁(常乐) · 中国电商事业群-淘宝闪购 · 首发于 ATA · 2026-04-14

前言

作者的背景大概在21年开始做信息流视频平台，最开始负责视频推荐，在22年开始接触广告行业，从最开始对接微信广告，到后来开始自建DSP广告平台，同时自身也是媒体广告。在这个阶段最开始微信广告疫情期间CPM在80左右，因为疫情结束微信广告cpm急剧下降，所以我们开始构建自有的广告系统，引入代理入驻我们的视频平台投放广告，在最终离开创业团队的时候平均cpm能做到近300。也是这段经历，让我完整的参与了从工程人转变到即参与代理投放优化，又参与算法优化，同时也考虑团队里的运营优化工作。真正的深入了解广告的投放各个环节，和各方共同协同优化带来最终增长。当前加入闪购的用增，主要负责RTB投放相关。

一直在想其实做了广告也挺久的，想要总结下和思考下。那么这篇文章就作为我承担过 工程/算法/运营/投放 在角色的各个视角的总结吧。这篇文章也是想聊下我眼中的广告，无细节。

基本概念介绍

考虑到如果对广告感兴趣的同学，放在最前面来介绍广告行业的最基础的一些名词概念，和最俗话的表达解释，如果比较了解这部分的同学跳过。

程序化广告：

传统广告可能是类似固定时段买断，或版位买断式cpt广告，最典型的记得早期的电视广告、报纸广告，它存在很明显的的问题，所有用户都触达浪费了很多“曝光”，比如老年人看到了婴儿车，男人看到了裙子。而广告体系早已步入程序化广告方向，做到完全独立实时的广告推荐/竞价/触达，给女人推送化妆品，给宝妈推送婴儿用品等等。真正做到 在 精准的时间，推送给最精准的人，来促成最最高的转化效率。

维度	传统广告购买 (人工)	程序化广告 (自动)
购买方式	人工谈判、邮件沟通、签合同	软件自动竞价、算法匹配
购买对象	买“广告位” (比如某网站首页一天)	买“人” (针对特定特征的用户)
效率	耗时数天甚至数周	毫秒级完成 (0.1秒内)
精准度	广撒网，无法确定谁看到了广告	精准定向，只展示给目标人群

CPM：广告千次曝光计费/消耗。

广告曝光（用户看到）1000次花了多少钱

CPC：广告单次点击花费

CTR：广告点击率

用户看到100次广告，点击广告10次，那么 $ctr = 10\%$

CVR：广告转化率

比如我投放淘宝裙子链接，我的投放目标是用户买我的裙子，那么cvr即是用户的下单率。那么聪明的你可能发现了，如果我不是下单呢？那么就出来了转化目标的这个概念，转化目标可以是任何的投放方定义的想要的广告行为，比如：加群/加V/订单等等都算的。

CPA：转化成本

即投放后，我的目标转化一次的成本。比如我今天投放了100元，有10单下单。那么 $CPA = 100 / 10 = 10$ 元/单。

ECPM：预估广告千次曝光计费/消耗。

刚接触CPM和ECPM的我总有疑问这俩都是做什么用的。ECPM是预估，更多的场景作为媒体方 或 竞价方 的预估广告价值 给出的 出价。这句话第一次听一定很难理解。在接下来的部分我会继续详细拆解。因为ECPM几乎作为我们程序化广告最关键的值。

$= ctr * cvr * cpa * 1000$ 。希望大家记住这个最基本的公式，这个公式就好比数学界的加减乘除，当代任何的广告体系最终优化目标都离不开这个公式，本文也将围绕这个最基本的公式来分析。

ocpx：典型的广告投放，媒体黑盒化满足投放成本约束的广告投放

绝大多数媒体黑盒承担转化成本目标，举例广告主投放广告想要满足10元能促成一笔下单，那么媒体广告投放过程中会优先满足转化成本要求的前提下投放，即投放结果满足 $cpa=10$ 左右。这种广告投放的优势是媒体优化的足够好那么就能赚到差价，同时广告主也能符合预期。那么缺点呢也很明显广告主没有任何优化空间也没有参与。

rta：典型的广告竞价，实时API

就像是拍卖会开始前，拍卖行给VIP客户（广告主）打的一个“电话”。它先询问：“我们马上要拍卖一个潜在客户的注意力，他叫张三，你要不要参加这次竞拍？”广告主可以根据自己的内部数据（比如张三是不是已经是客户了）来决定是否参与。

rtb：典型的广告竞价，实时竞价

就像一场公开拍卖会。每当一个用户打开网页，系统就会为这个用户的“注意力”举办一场拍卖，广告主们实时出价，价高者得。

二价：广告竞价环节的出价最高者得曝光机会，但第二高价者出价结算

有了深入思考的你发现了，ocpx模式广告主很难参与其中做优化，所以可能更想做rta或rtb这种，但是实时竞价对媒体来讲可能有所有广告主逐步试探底价，比如所有人都出价0.01导致媒体受损，为了减少这种影响，防止大家一起降价。通过二价模式来促进竞拍出价能力，让大家放心出价，大胆出价（大胆的多花钱增加竞拍的竞争率）。

其他的概念很多我就不逐一介绍，下面有用到再提或再补充。

开始动脑思考

角色身份介绍

了解到了广告行业的一些基本概念之后我引入一些新的问题来引领大家如何去实现或优化广告投放这件事呢？其实如果我们跳出广告投放的角色身份外来看这件事情的话，我以我比较熟悉的领域比如一个视频平台的广告系统，这里面有三种角色身份（先忽略代理身份），而广告投放也是三者间效率权衡的结果，这三者分别是：

广告主：作为广告的投放预算方，保证投放规模的前提下，最想要的是拿最低的成本促成最高的转化即 满足规模前提下CPA越低越好。

媒体：作为广告展示的版位方，最想要的是在广告曝光数量基本固定的约束条件下，CPM越高赚的越多。但是这里我还想多提一个问题也是我做信息流广告面临的问题，即广告不是越多越好，因为 收益与 dau 一定程度上是相互影响。即媒体还要实现在尽可能不影响dau的前提下多出广告。所以媒体还要针对整盘广告投放进行运筹。

用户：作为媒体的使用者，首先肯定更倾向于刷信息流视频，而非刷广告。所以用户想要的是尽可能的少出广告，除非你真的了解我现在想“要什么”，比如12点了我刷视频我饿了你给我推荐外卖。



不同角色的优化空间

了解到了三方角色，我们在思考这作为媒体、广告主如何优化广告投放呢？

广告主：

在ocpx模式下，更多的是在通过媒体提供的人群、定向能力优化投放成本，比较有限。

在RTA/RTB模式下，通过精准定向与智能出价提升CTCVR、降低CPA，从而在维持CPA成本不变的前提下，获得更大的出价空间。更高的出价将直接提升eCPM竞争力，进而赢得更多竞价胜利与

曝光机会，实现投放效果的良性循环。

这段话很绕口但是希望大家能在这里仔细思考， $ECPM = CTCVR * CPA * 1000$ ，由于实时竞价广告主可以参与广告投放优化，我们努力提升CTCVR能实现CPA的下降，比如原本CPA是10，优化CTCVR后CPA降低到了8，这时我们可以提高ECPM值，让CPA从8 -> 10，虽然成本涨了，但是ECPM的提升为我们带来了更多的曝光量，拿到更大的广告规模。这也就是竞价广告最核心要做的事情。

媒体方：也作为过媒体方的我，很多程度在做的事是运筹整体的广告投放，举几个印象比较深的例子

思考一：是我们把所有广告都给CPM最高的就好了吗？

从收益角度看是的，但是广告面临着预算、条件等等限制，比如我会遇到如果今天都给CPM高的广告主出广告了，其他广告主发现拿不到量，可能就停了，就跑去其他家去广告投放了。那如果明天这个广告主不投了呢？那明天平台就没有广告了。所以我们要做各品类广告都有一定占比，即每家广告主都有一定的量级前提下，优先出高CPM广告。

思考二：DAU 与 广告收益如何权衡？

因为广告越多，dau越低即影响广告曝光次数越低进而收益越低。那么我们后期阶段在做的即广告人群分层，高转、中转、低转人群。高转化人群优先拿广告收益，中低转人群优先拿dau增长收益。这部分我们做了rov/vov（视频裂变指标）与cpm建模来预估二者关系。

作为广告主方的模拟身份游戏

通过上一章节的介绍，聪明的你已经了解到了大致的作为每个角色方的优化方向和目标，并且有了一些自己的思考。那么我开始玩个小游戏，如果作为广告主方，模拟我是不同的岗位人都会如何发力来提升广告投放效果。

OCPX场景下

投放广告运营

在OCPX模式下，我更像是一个“创意测试员”。因为媒体是黑盒，我无法干预人群（非人群包，指的是定向条件约束下的人群），所以我必须通过海量的素材A/B测试来“撞”概率。我会准备几十套不同的视频脚本、封面和文案，看哪一套能跑出来。我的发力点在于：

素材生命周期管理：监控素材的衰减曲线，一旦CTR下滑，立即替换新素材，防止CPM下降导致跑不出量。

卖点提炼：针对OCPX的黑盒特性，我会把转化目标（如下载、下单）的诱导性做得更强，试图在3秒内抓住用户眼球。

定向配置：针对媒体提供的定向条件下，测试最优投放定向配置。

投放策略运营

在OCPX模式下，策略相对被动，更多是做“账户基建”。

多计划赛马：既然单个计划容易死，我就建100个计划，用不同的定向包和出价去跑，让系统自己去卷。

阶梯出价：我会设置不同的目标CPA，有的计划出高价抢量，有的计划出低价捡漏，以此来平衡整体的成本。

算法工程

在OCPX模式下，其实算法工程都没有什么核心的发力点，因为流程还是媒体把控，但是可以积累一些样本数据，所以我归为我的工作主要是“特征工程与模型拟合”。

黑盒调优：既然媒体不给数据，我就拼命挖掘有限的回传数据。利用算法去拟合用户的转化行为，提升pCVR（预估转化率）的准确性。

冷启动加速：OCPX最怕冷启动跑飞，我会设计专门的探索策略，帮助新计划给出建议快速度过学习期，减少预算浪费。

RTA/RTB实时竞价场景下

投放广告运营

在RTA/RTB模式下，我的角色转变为“精准狙击手”。既然算法能帮我找人，我的素材就不需要“广撒网”，而是要“千人千面”。

定制化创意：针对RTA/RTB的高价值人群（比如老客），我会制作专门的“召回类”素材（如“老友专享券”），而不是通用的品牌广告。这种精准匹配能极大地提升CTR和CVR。

动态创意优化：利用RTB的灵活性，我会配合技术团队上线动态素材，根据用户所在的地区、天气甚至时间，实时展示不同的广告文案，进一步压榨CTCVR的提升空间。

投放策略运营

在RTA/RTB模式下，策略运营才是真正的“操盘手”。这里就是我在前言里提到的“良性循环”的主战场：

流量清洗策略：在RTA环节，我会制定严格的过滤规则。比如“过去7天已转化用户”坚决不投，“低活用户”降低出价。通过剔除无效流量，直接降低分母，让真实的CPA大幅下降。

出价空间博弈：这就是核心逻辑了。通过精准筛选和运营的素材优化，我的CTCVR（点击转化率）远高于同行。假设同行CPA是10元，我优化后CPA只要8元。这时，我策略上会将出价提高到9元甚至9.5元。

结果：虽然我的CPA（9.5元）比原来的（8元）涨了，但依然低于行业水平（10元），且我的eCPM因为出价高而极具竞争力

收益：我赢得了更多的竞价胜利，拿到了更多的曝光，虽然单价成本微涨，但总转化量和总利润大幅提升。这就是用“策略优化”换来的“出价空间”。

策略A/B实验：严格的AB实验测试不同策略的效果。

算法工程

在RTA/RTB模式下，算法的上限被彻底打开了，因为我可以融合“媒体侧特征”和“广告主侧私有数据”。

全链路数据闭环：在RTA场景下，我能拿到用户点击后的全链路行为（不仅仅是曝光）。我会利用这些高价值的私有数据（如用户历史订单、APP内浏览时长）来训练模型。

实时预估：在RTB的毫秒级竞价中，我的模型需要实时计算CTR和CVR。我会引入实时序列特征（用户过去1小时的点击序列等），让预估的eCPM无限接近真实价值。

智能出价模型：我会直接构建一个以ROI或LTV（生命周期价值）为目标的出价模型。不再是死板地控制CPA，而是告诉系统：“这个人虽然贵，但他未来可能充值1000块，给我出高价拿下他！”这才是算法工程赋能业务的终极形态。

游戏小结

从工程到算法，再到运营，我们其实都在做同一件事：通过提升CTCVR的效率，来换取eCPM的竞争力。

- 广告运营负责把素材做好，提升CTR；
- 算法工程负责把模型做准，提升CVR；
- 策略运营负责把数据算精，利用省下来的成本空间提高出价。

最终，在CPA可控的前提下，我们赢得了更多的曝光，实现了广告主投放广告的最大效率。当然并不是各角色对各单指标负责，也是要通盘考虑的。

技术优化

毕竟作者还是工程技术出身，还是要把一些我作为广告系统设计者/实时竞价系统设计者的一些历程介绍和总结下吧，只挑选一些比较核心和印象深刻的点。

OCPX

ocpx也是我在上家公司核心深耕的事情，三年的时间逐步优化的结果，记录一些我印象比较深刻的增长技术点。

排序模型演进：从人工规则到深度学习

背景与痛点：

项目初期，由于团队算法能力薄弱，创意排序完全依赖运营人工配置权重。运营人员需后置观察广告CPM表现来手动调整权重。随着广告规模扩大，这种“人肉运维”模式效率极低，已无法支撑业务增长。

优化方案：

我们全面引入算法召回与排序能力，确立了以预估CTCVR（点击转化率）为核心的排序逻辑。模型架构经历了从FM（因子分解机）到XGBoost，最终演进至DNN（深度神经网络）的迭代过程。

核心收益：

- 模型迭代收益：每一次模型架构的升级都带来了显著的排序准确性提升。
- 最终成果：引入算法排序后，系统整体CPM增长接近30%，彻底解决了人工运营的效率瓶颈。

计费策略优化：预估与修正的双层架构

背景与痛点：

作为媒体方，OCPA模式的核心在于算法对eCPM的精准预估。然而在实际落地中，我们发现单纯依靠算法模型直接预估eCPM存在较大难度，团队耗时两年也难以完全解决“预估值不准”的问题，导致计费偏差。

优化方案：

我们采用了一套“算法预估+后置修正”的混合计费策略：

- 第一层：利用算法模型输出基础的eCPM预估值。
- 第二层：引入后置链路的真实转化数据，动态计算并修正Bid系数。

核心收益：

实现OCPA的投放效果：通过这种“预估+校准”的模式，我们有效弥补了单一模型预估不准的缺陷，在保证广告主成本可控的前提下，最大化了媒体的流量变现效率。

落地页体验重构：自建站与全链路转化

背景与痛点：

在广告点击到落地页加载的环节中，由于网络波动、第三方页面加载慢等原因，存在约10%的流量漏斗损耗，严重影响了最终的转化率和eCPM。

优化方案：

我们大力建设自建站能力，将其作为核心增长手段：

- 漏斗优化：通过自建站托管落地页，大幅提升了页面加载速度和稳定性，修复了中间环节的流量损耗。
- 数据赋能：将自建站的用户行为数据作为高价值特征回传给算法，进一步优化了模型的预估准确度。

核心收益：

- eCPM提升：自建站能力的上线直接带来了eCPM近10%的增长。
- 渗透率：最终整盘业务中，接近90%的代理广告主都采用了自建站模式进行投放。

流量变现决策：基于ROI与CVR的建模权衡

背景与痛点：

早期系统出广告的UV比例仅为n%。如何在广告收入与用户体验（DAU）之间找到平衡点，是核心难题。盲目增加广告加载率可能会导致用户流失，进而影响长期的广告曝光量。

优化方案：

我们建立了一套基于ROI（投资回报率）与CVR（转化率）的联合建模决策机制：

- 价值预估：实时预估当前用户分享视频带来的DAU增长收益（长期价值）与当次广告曝光带来的直接收益（短期价值）。
- 动态决策：根据模型输出，动态决定是否对该用户展示广告。

核心收益：

- 覆盖率翻倍：出广告UV比例从n%大幅提升至2n%。
- 收入倍增：在整体DAU未受负面影响的前提下，整体收入几乎翻倍，实现了用户体验与商业变现的完美平衡。

生态调控机制：冷启动与保量策略

背景与痛点：

在竞价环境尚未成熟、广告主品类单一的背景下，如何保证新广告主的存活以及各品类广告的均匀分布，是系统必须解决的生态问题。

优化方案：

- 冷启动优化：设计并迭代了多阶段的冷启动策略，支持优质广告快速通过探索期，获取流量。
- 保量机制（平滑）：为了解决单一品类垄断流量的问题，我们引入了品类分配与保量策略，确保不同行业、不同规模的广告主都能获得基础的曝光量。

核心收益：

虽然竞价环境存在客观限制，但通过精细化的流量调控，我们维持了广告生态的基本健康度，避免了因“马太效应”导致的客户流失。

人群流量与分层的探索

背景与痛点：

最初我们的出价模式是相当于高价值人群给低价值人群“补量”来达到最终cpa满足成本的ocpx投放模式，后面我们开始探索人群分层与广告价值的匹配关系，反作用到出价环节

核心受益：

整体的出价曲线与算法预估的ecpm为正线形相关，也反馈到算法模型阶段的相关优化，解决了以往高价值给低价值补量的错误逻辑。

关于竞价模式的探索与反思

背景与痛点：

我们在初期尝试了竞价模式，但由于广告主代理结构单一，缺乏充分的市场竞争，导致“竞不起来价格”。

经验总结：

- 市场依赖性：竞价模式的成功高度依赖于丰富的广告主生态和激烈的竞争环境。
- 模式选择：在生态不够成熟时，OCPA模式比纯竞价模式更适合当时的业务阶段，这也是我们最终回归并深耕OCPA模式的核心原因。

RTB

加入闪购用增团队后，我的视角从“媒体方”彻底切换至“投放方”。这不仅是角色的转换，更是思维模式的重塑：我们既需要揣摩媒体与代理侧的流量分发逻辑，又要基于RTB（实时竞价）的特性，制定极致的投放策略。

近半年来，我们重点补齐并重构了闪购的RTB投放能力，通过以下四个核心维度的技术升级，实现了投放规模的数倍增长：

出价引擎迭代：从离线分层到在线实时预估

背景与痛点：

早期的出价策略依赖离线的人群分层，粒度粗且时效性差，难以应对RTB毫秒级的市场变化，导致在激烈的竞价中胜率低、成本高。

优化方案：

我们将出价能力全面升级为在线实时预估系统。

多维特征融合：不再单一依赖历史数据，而是综合实时CTCVR（点击转化率）、当前竞胜率、流量质量等多维因子。

动态eCPM预估：构建动态的eCPM预估模型，确保每一次出价都能精准匹配流量的真实价值，既保证了拿量能力，又控制了成本。

核心收益：

实现了出价策略的精细化与实时化，显著提升了竞价的精准度与ROI。

素材体系重构：全链路生产与在线智能排序

背景与痛点：

原有的素材体系存在来源单一、分发随机的问题。离线召回加随机排序的模式，导致大量优质素材无法获得充分曝光，素材利用率低。

优化方案：

我们构建了“生产-召回-排序”的全链路素材优化体系。

多渠道生产：打破单一渠道限制，扩展素材来源，丰富了创意库的多样性。

在线智能排序：引入在线排序算法，替代随机分发。系统根据实时反馈数据，动态调整素材的展示概率，让高CTR、高CVR的素材自动脱颖而出。

核心收益：极大提升了素材的点击率与转化率，通过创意质量的提升直接拉高了eCPM竞争力。

工程架构升级：打造策略与算法的“敏捷试验场”

背景与痛点：

旧有的基础架构耦合度高，策略与算法模块的迭代相互掣肘，难以支持复杂的交叉实验，严重拖慢了业务响应速度。

优化方案：

对底层架构进行了“策略/算法友好型”重构。

模块化解耦：将策略层与算法层解耦，支持各模块独立开发与部署。

交叉实验支持：建立了灵活的实验框架，允许不同策略与模型版本进行交叉测试，极大缩短了从“想法”到“上线”的周期。

核心收益：

研发效率大幅提升，为后续的快速业务迭代奠定了坚实的技术地基。

数据驱动闭环：构建全链路AB实验系统

背景与痛点：

缺乏科学的评估体系，策略优化的效果往往难以量化，容易陷入“凭感觉”调整的误区。

优化方案：

搭建了完整的AB实验系统。

科学评估：对所有策略变更、模型更新进行严格的流量隔离测试。

数据决策：以AB测试结果为唯一准绳，只有数据验证正向的收益才推全上线，确保每一次迭代都是有效的业务增长。

核心收益：

建立了“假设-实验-验证-推全”的科学增长闭环，规避了策略试错风险，保证了业务增长的稳定性。

总结

回顾这段从信息流推荐到广告变现，再到用户增长的旅程，本质上是一场关于“流量价值最大化”的深度探索。文章虽然到这里结束了，但思考仍在延续。我试图剥离繁杂的执行细节，还原出广告业务最底层的逻辑骨架。

在我看来，无论业务形态如何从OCPX演变至RTA/RTB，无论角色在媒体方与广告主之间如何切换，所有的优化动作最终都收敛于那个最朴素也最残酷的公式：

$$eCPM = CTR \times CVR \times CPA \times 1000$$

这不仅仅是一个计算公式，更是连接技术、策略与运营的通用语言。

技术的边界与突破：

从最初依赖人工权重的“蛮荒时代”，到引入FM、XGBoost乃至DNN深度学习模型的精准预估，我们一直在试图用算法逼近用户的真实意图。计费模式的优化、双塔模型的构建、实时预估的引入，本质上都是在解决“不确定性”的问题——在毫秒之间，精准判断眼前这个用户是否值得触达。

策略的博弈与平衡：

广告不是越多越好，也不是越贵越好。我们在DAU与Revenue之间寻找微妙的平衡点，在短期收益与长期生态之间进行动态权衡。无论是媒体侧的流量分层与保量策略，还是广告主侧的RTA流量清洗与出价空间博弈，都是在有限的资源约束下，求解全局最优解的过程。

角色的融合与重构：

这段经历让我深刻意识到，广告系统不是一个孤立的工程模块，而是一个多方协同的生态系统。工程搭建骨架，算法注入灵魂，运营赋予血肉。只有当算法的精准度、策略的灵活性与素材的感染力同频共振时，才能实现 eCPM 的跃升，达成广告主、媒体与用户的三方共赢。

最后全文手码（除了最后的这个总结AI帮优化了下哈哈，但是也是我想表达的核心思想），整段完整经历让我一个只会写JAVA的工程同学进化成参与模型训练、数据处理、工程架构甚至承担运营BD角色身份的转变，对广告业务有了更加深入的了解和想法。随着大模型与生成式AI的爆发，闪购用增也面临着范式突破、业务突破的瓶颈，从“智能投放”到“生成式投放”的范式转移和探索，如果后面有时间也会详细拆解一篇技术细节命题的介绍。看到最后也很不容易信息量很多，感谢手码和总结了n天的作者也感谢聪明有思考的你～