

互联网广告业务知识：博弈论视角

算法小小怪下士

2025 年 12 月 19 日

1 问题定义：将广告拍卖视为博弈

互联网广告生态系统的本质是一个流量交易平台，可以被建模为一个涉及三方的非合作博弈。在**个体理性 (Individual Rationality)** 的假设下，系统的目标是通过机制设计达到一个纳什均衡状态：即在约束条件下，使平台的收益最大化，同时保证系统的稳定性。

1.1 参与方与目标

- 卖方 (媒体/平台)**：提供有限的流量库存 (Impressions)。
- 买方 (广告主)**：购买流量以完成营销目标。设 $\mathcal{A} = \{1, 2, \dots, N\}$ 为参与竞价的广告主集合。
- 机制设计目标**：从卖方视角看，目标是提升流量变现效率（即最大化 eCPM）；从买方视角看，目标是最小化千次展示成本 (CPM)。平台需要构建一种机制 \mathcal{M} ，在买卖双方的博弈中寻找最优解。

1.2 激励相容 (Incentive Compatibility)

稳健的拍卖机制的一个核心属性是**激励相容 (IC)**。如果不满足此属性，广告主会为了利益最大化而不断试探底价（虚假报价）。

设 v_i 为广告主 i 对流量的真实估值 (Private Valuation)， b_i 为其实际出价 (Bid)。广告主的效用函数 u_i 定义为：

$$u_i(b_i, b_{-i}) = \begin{cases} v_i - p_i(b_i, b_{-i}) & \text{如果 } i \text{ 竞胜} \\ 0 & \text{其他情况} \end{cases} \quad (1)$$

其中 b_{-i} 表示其他竞争对手的出价， p_i 为实际扣费。

若一个机制是**诚实 (Truthful)** 或**策略防守 (Strategy-Proof)** 的，意味着诚实报价 ($b_i = v_i$) 是每个广告主的占优策略：

$$u_i(v_i, b_{-i}) \geq u_i(b_i, b_{-i}), \quad \forall b_i \neq v_i \quad (2)$$

即：说真话带来的收益永远大于或等于撒谎。

2 广义二阶价格拍卖 (GSP)

在单坑位拍卖的场景下，GSP 是实现激励相容的经典机制。

2.1 机制规则

对于每一次流量请求：

- 分配规则 (Allocation Rule)**：广告位分配给报价最高的广告主。

$$i^* = \arg \max_{i \in \mathcal{A}} b_i \quad (3)$$

- 支付规则 (Payment Rule)**：胜出者不需要支付自己的报价，而是支付排名第二的报价（加上一个最小货币单位 ϵ ）。

$$p_{i^*} = \max_{j \in \mathcal{A}, j \neq i^*} b_j + \epsilon \quad (4)$$

2.2 案例分析：单坑位竞价

假设有三位广告主 (A, B, C) 竞争同一个广告位。这里以 CPM 为例。在二阶价格机制下的博弈结果如表 1 所示。

表 1 二阶价格拍卖 (GSP) 结果示例

广告主	真实估值 (v_i)	出价 (b_i)	竞价结果	实际扣费 (p_i)
广告主 A	10 元	10 元	胜出	8.01 元 ($b_B + \epsilon$)
广告主 B	8 元	8 元	失败	0 元
广告主 C	6 元	6 元	失败	0 元

分析：广告主 A 最终支付的价格 (8.01 元) 远低于其真实心理价位 (10.00 元)，从而获得了 1.99 元的**消费者剩余 (Consumer Surplus)**。如果 A 试图压价 (例如出 9.00 元)，他依然胜出，且扣费依然是 B 的出价 (8.01 元)，收益未变。如果 A 压价过低 (例如 7.00 元)，他将输给 B，收益变为 0。因此，该机制消除了猜测对手出价的必要性，促使广告主按照真实估值出价。

3 其他主流拍卖机制及其激励相容性分析

在计算广告的博弈环境中，机制设计决定了广告主的竞价策略与平台的收益。根据机制是否能诱导广告主进行诚实报价 (Truth-telling)，现有的主流拍卖机制可分为两类。

3.1 Non-Truth-Telling Mechanisms

此类机制下，广告主的最优策略通常不是其真实估值 v_i ，而是需要根据竞争对手的出价进行策略性调整 (Bid Shading)。

GFP (Generalized First Price, 广义一阶价格) 这是互联网早期采用的机制。规则为“价高者得，且支付自己的出价”。

- **缺陷：**由于支付价格直接等于出价，广告主为了最大化效用，会不断尝试下调出价以逼近第二名的价格。这导致系统中出现锯齿状的价格波动 (Edgeworth Cycles)，使得平台收益不稳定，且增加了广告主的博弈成本。
- **性质：**无论是单坑位还是多坑位，GFP 都不是激励相容的。

GSP (Generalized Second Price, 广义二阶价格)。当前工业界 (如 Google, Baidu, Meta) 最主流的机制。规则为“第 k 高出价者获得第 k 个广告位，支付第 $k+1$ 名的出价”。

- **单坑位情形：**当仅有一个广告位时，GSP 等价于 Vickrey 拍卖，此时是激励相容的 (Truth-telling)。
- **多坑位情形：**当存在多个广告位时，GSP 不再具备激励相容性。广告主可能通过故意降低出价 (从第一名降至第二名)，以换取价格的大幅下降，从而获得更高的消费者剩余 (Consumer Surplus)。尽管如此，GSP 存在一个相对稳定的均衡状态，称为局部无嫉妒均衡 (Locally Envy-Free Equilibrium)。

3.2 Truth-Telling Mechanisms

此类机制在理论上保证了：无论其他对手如何出价，广告主申报真实估值 $b_i = v_i$ 始终是其占优策略 (Dominant Strategy)。

VCG (Vickrey-Clarke-Groves) VCG 是机制设计理论中实现**社会总福利 (Social Welfare)**最大化的唯一通用机制。

- **支付规则：**赢家支付的金额等于其存在对其他参与者造成的“外部性”损失 (即因为占据了该位置，导致其他广告主不得不去更差的位置所损失的价值总和)。

- **性质：**它是严格激励相容的。然而，由于计算逻辑复杂（不易向广告主解释）以及在特定情况下平台收入低于 GSP，工业界较少直接采用。

Myerson Auction (迈尔森最优拍卖)，其目标是**平台期望收益 (Expected Revenue) 最大化**。

- **核心逻辑：**引入虚拟估值 (Virtual Valuation) $\phi(v_i)$ 的概念。对于正则分布 (Regular) 的估值，拍卖规则变为按虚拟估值排序。
- **性质：**通过设置保留价格 (Reserve Price) 过滤低价值广告主，Myerson 拍卖在理论上实现了收益最优，且保持了直接显示机制下的激励相容性。

表 2 计算广告主流拍卖机制特性对比（细分 GSP 场景）

机制	核心优化目标	激励相容？	工业界应用现状
GFP	简单直观	否	已淘汰 (价格锯齿波动)
GSP (单坑位)	社会总福利	是	理论基准模型
GSP (多坑位)	均衡效率与收入	否	主流
VCG	社会总福利最大化	是	少见
Myerson	平台营收最大化	是	用于 Reserve Price 策略

4 附录：主流竞价模式与业务漏斗逻辑

随着算法能力的提升，现代广告系统逐渐实现了**出价点 (Bid)**、**计费点 (Bill)** 与 **竞价点 (Rank/Compete)** 的分离。如表 3 所示，这种分离使得广告主可以针对深层转化目标出价，而平台则通过预估模型 (pCTR, pCVR) 将出价换算回 eCPM 进行统一排序。

根据出价目标与计费环节的不同，主流模式可分为传统竞价与智能竞价 (o-Series)。

4.1 Remark

1. **竞价点归一化：**无论广告主采用何种模式 (CPC 或 oCPM)，系统内核始终将所有出价折算为 eCPM 进行同台竞争。
2. **风险转移：**
 - **CPM：**流量风险由**广告主**承担（点击率低是广告主的问题）。
 - **CPA：**流量风险由**平台**承担（转化率平台赚不到钱）。
 - **oCPM/oCPC：**是一种折衷方案。广告主表达转化诉求，平台通过预估模型 (pCVR) 智能调整出价，这要求平台具备极强的预估能力 (Calibration)。

表 3 主流媒体参竞规则与漏斗映射

模式	出价点 (Bid)	计费点 (Bill)	竞价排序公式 (Rank at m)
传统竞价 (基础流量交易)			
CPM	m (展示)	m (展示)	$eCPM = Bid_{CPM}$
CPC	c (点击)	c (点击)	$eCPM = Bid_{CPC} \times pCTR \times 1000$
CPA	a (转化)	a (转化)	$eCPM = Bid_{CPA} \times pCTR \times pCVR \times 1000$
智能竞价 (算法优化交易)			
oCPM	a (转化)	m (展示)	$eCPM = Bid_{CPA} \times pCTR \times pCVR \times 1000$ * 平台承担转化率波动风险, 按展示扣费
oCPC	a (转化)	c (点击)	$eCPM = Bid_{CPA} \times pCTR \times pCVR \times 1000$ * 按点击扣费, 算法动态调整点击出价