

拍卖

姜少峰



北京大学前沿计算研究中心

Center on Frontiers of Computing Studies, Peking University

单件艺术品拍卖金额世界记录

Salvator Mundi

‘Savior of the World’

by Leonardo da Vinci (?)



<https://www.youtube.com/watch?v=3orkmMISpml>

<https://www.youtube.com/watch?v=j0lXLGgQjYY>

拍卖 (auction) 的类型

- 增价拍卖
 - 又称“英式拍卖”
 - 卖方逐渐提高售价，竞拍者不断退出，直到只剩一位买家
 - 该买家以最终价赢得商品
- 降价拍卖
 - 又称“荷兰式拍卖”
 - 卖方从最高价起步逐渐降价，直到第一个竞拍者接受并支付当前价格
- 思考：视频中的拍卖与这两个哪个较为接近？区别又在哪里？

等价的非实时交互拍卖类型

- 首价密封投标拍卖
 - 竞拍者同时向卖方提交密封报价
 - 卖方同时打开这些报价，出价**最高者以其出价**购得商品
 - 与**降价拍卖**是等价的
- 次价密封投标拍卖
 - 竞拍者同时向卖方提交密封报价
 - 出价**最高者以第二高出价**购得该商品
 - 次价密封投标拍卖也被称为“Vickrey auctions”
 - William Vickrey 1961第一次在学术界定义；可考的17xx年代已经实际采用过
 - Vickrey于1996年赢得了诺贝尔经济学奖
 - 与**增价拍卖**等价：考虑何时只剩最后一个人；视频中的拍卖呢？
- 我们主要考虑这种等价的“密封投标”拍卖

拍卖的必要性

若**已知估值**则**不需要拍卖**

- 设一个卖方卖价值 x 元商品，多个买方，其中最高出价是 y

若卖方知道价格：

- 卖方直接宣布刚好低于 y 的价格，成交且盈余 $y - x$ 归于卖方

若买方知道价格：

- 大于但略高于 x 和以及所有其他买方的出价进行出价
- 思考：为什么要高于其他买方？ 盈余是？

- 我们的焦点：未知估值
 - （每个）买方拥有**独立**和**私密**的估值

- 相关但不同的模型：共同价值
 - 买方不是出于消费目的购买，而是为了转卖盈利
 - 商品有一个**共同但未知的公共估值**，等于再次出售的收入
 - 买家的出价可能受其他买家影响（看别人出价调整策略）

将拍卖建模成博弈

- 参与人：所有 n 个竞拍者
- v_i 代表参与者 i 的真实估值， b_i 代表 i 的出价（策略）， b_i 是 v_i 的函数
 - 为了自己的受益，**出价可以不等于自己的估值**

首价拍卖的收益：

如果 b_i 不是中标价，那么 i 的收益为0；否则 i 的收益为 $v_i - b_i$

次价拍卖的收益：

如果 b_i 不是中标价，那么 i 的收益为0；否则，设 b_j 是**第二高出价**，则 i 的收益为 $v_i - b_j$

次价拍卖

- v_i 代表参与者i的真实估值， b_i 代表i的出价（策略）， b_i 是 v_i 的函数

次价拍卖的收益：

如果 b_i 不是中标价，那么i的收益为0；否则，设 b_j 是**第二高出价**，则i的收益为 $v_i - b_j$

- 广泛使用的拍卖机制

重要性质：truthful，即买家提交**真实估值**是一个**占优策略**

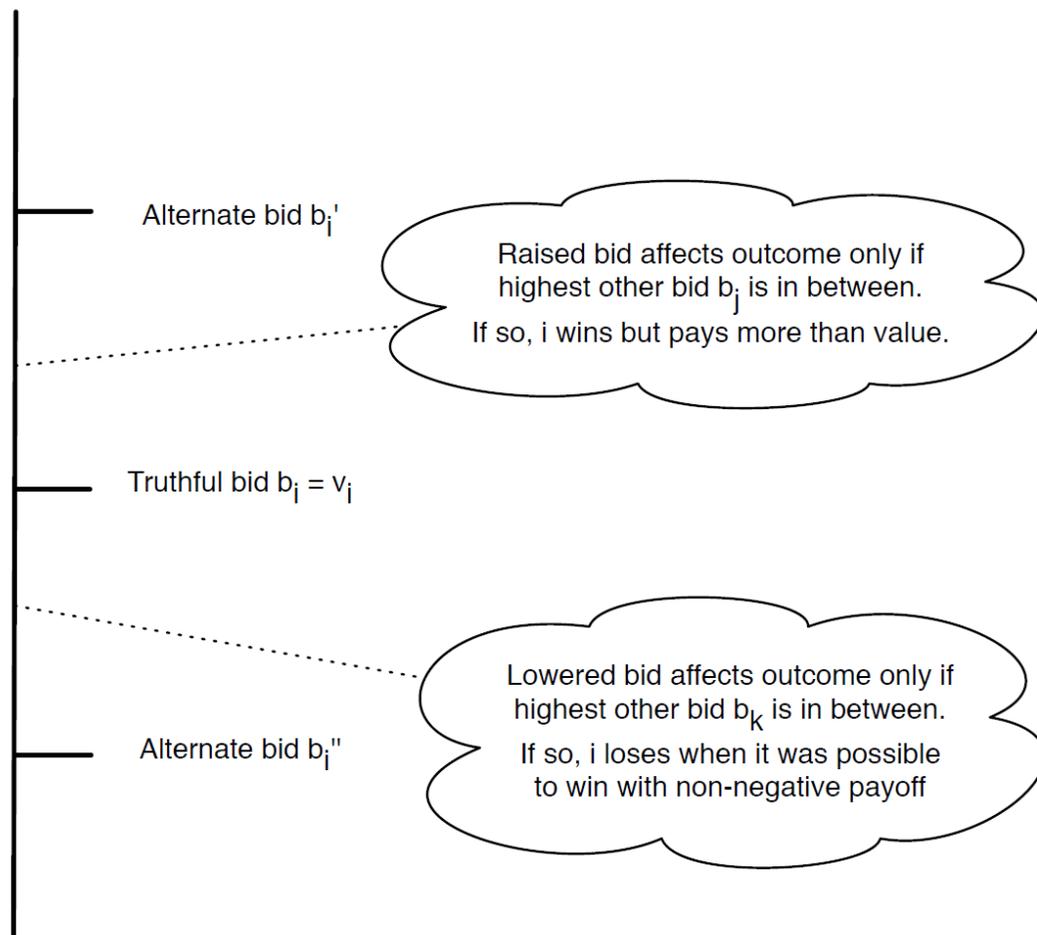
- 与之前博弈框架的微妙差别：参与者**不知道**其他参与者的出价
 - 但是**不论**他们出价是什么，依然可以证明truthful是占优策略！

次价拍卖是truthful的

在密封投标次价拍卖中，每个竞拍者 i 的占优策略是令竞拍价 $b_i = v_i$

证明思路：

- 对任何 i ，truthful bid $b_i = v_i$ 增加或减少后都不能改进收益
- 增加成 $b'_i > v_i$
 - 只需考虑 v_i 输但 b'_i 赢
- 减少成 $b''_i < v_i$
 - 只需考虑 v_i 赢但 b''_i 输
- 注意，此时假定其他人不动



关注共同价值的拍卖

- 回忆共同价值：商品有对所有人一样但未知的共同价值
- 每个人都只有大体估值，但与真实值差别不大
- 建模：设真实值是 v ，那么第 i 个竞拍人的估值 $v_i = v + x_i$
 - x_i 是一个期望为0的随机数
- 考虑次价拍卖——现在报价 v_i 还是占优策略吗？
 - 不是：赢得拍卖的人大概率是估高了
 - 原因： x_i 独立采样 n 次，次大值大概率大于期望
- “赢家的诅咒”

首价拍卖

- v_i 代表参与者i的真实估值， b_i 代表i的出价（策略）， b_i 是 v_i 的函数

首价拍卖的收益：

如果 b_i 不是中标价，那么i的收益为0；否则i的收益为 $v_i - b_i$

- 首价拍卖策略？
 - 以**真实出价不可能是占优策略**：以真实出价，即使获胜， $b_i = v_i$ 所以**收益=0**
 - 通常稍微降低出价，但是有一个tradeoff：太高了收益少；太低了输掉拍卖
 - **具体策略需要额外信息**，常见模型是假定已知别人的出价分布

一种简化模型下的首价拍卖策略

- 有限知识：竞拍者知道互相的**估价分布**，但是不知道具体估价值
- 简化模型：
 - 每个竞拍者 i 的**估值** v_i 都是 $[0, 1]$ 独立均匀分布
 - 每个竞拍者 i 的**出价/策略** b_i 都由**同一个函数** s 产生，即 $b_i := s(v_i)$
 - 函数 s **严格递增**，且总有 $s(v) \leq v$ （出价总是不大于自己的估值）
 - s 函数可以表达很多合理的策略：直接报告 v ；scale down一个倍数 c ，等

2个竞拍者

考虑2个竞拍者

对于第*i*个竞拍者，如果固定他的（随机）估值 v_i ，则首价拍卖下**期望收益** g 满足

$$g(v_i) = v_i(v_i - s(v_i))$$

注意到所有人的期望收益函数 g 都是一样的

解释：

- *i*想胜出则另个人出价得比*i*小，所以概率是 v_i （随机性是另个人的）
- $v_i - s(v_i)$ 是对应的首价收益

我们要找一个“**均衡函数**” s （对应着均衡策略）

- 由于函数 s 代表着出价策略，我们要找：什么样的函数 s 是“均衡”的？
- 如果自己尝试换一个函数 s' （而另一个人不换），新期望收益是多少？
- 依然固定自己的（随机）估值 v_i
 - 因为 s, s' 都单增并且在 $[0, 1]$ 上的函数，可考虑某个 v 满足 $s(v) = s'(v_i)$
 - 注意到另一个人还是用 s ，所以此时另个人出价低于 $s'(v')$ 的概率变成 v
- 因此期望收益是

$$v(v_i - s'(v_i)) = v(v_i - s(v))$$

- 因此 s 是均衡的可以等价写成：

$$v_i(v_i - s(v_i)) \geq v(v_i - s(v)), \quad \forall v \in [0, 1]$$

$$v_i(v_i - s(v_i)) \geq v(v_i - s(v)), \quad \forall v \in [0, 1]$$

- 这样的s存在吗? $s(v) = \frac{v}{2}$
- 怎么解出 $s(v) = \frac{v}{2}$ 的?
- $g(v) = v(v_i - s(v))$, $g(v_i)$ 取得最大值
 - $g'(v) = v_i - s(v) - s'(v)v$
 - $0 = g'(v_i) = v_i - s(v_i) - s'(v_i)v_i = 0$ 推出 $s'(v_i) = 1 - \frac{s(v_i)}{v_i}$
- 结论: 对用同样s、同样分布的两个竞拍人来说, 均衡策略是把自己的估值除以2
- 注意: 这只是均衡, 而不是像次价拍卖那样的占优策略!

一般的n人情况

- n个竞拍人每人估值都 $[0, 1]$ 均匀分布，使用同一个出价函数 $s(v_i)$
- 竞拍人i以 v_i 价格赢得竞拍，那么期望收益是？

$$v_i^{n-1}(v_i - s(v_i))$$

- 同样的办法，得到

$$v_i^{n-1}(v_i - s(v_i)) \geq v^{n-1}(v_i - s(v)), \quad \forall v \in [0, 1]$$

- 设 $G(v) = v^{n-1}(v_i - s(v))$ ，那么等价于 v_i 是 $G(v)$ 的最大值
- $G'(v) = (n-1)v^{n-2}v_i - (n-1)v^{n-2}s(v) - v^{n-1}s'(v)$
- 代入 $G'(v_i) = 0$ 推出 $s'(v) = (n-1)\left(1 - \frac{s(v_i)}{v_i}\right)$
- 解得 $s(v_i) = \frac{n-1}{n} \cdot v_i$
- 说明什么？人越多那么出价越需要设置的“保守”一些，否则容易输

一般的分布

- 我们现在要移除[0, 1]均匀分布的限制，而考虑一个一般的分布
 - 依然需要假设独立同分布，并且依然用同样的出价策略 $s(v)$
 - 设分布cdf是 $F(x)$ ，并假定分布在非负实数上
- 对于竞标者 i ，如果他的真实估价值是 v_i 并且赢得竞拍，那么
 - 其他所有人出价都需要比 $s(v_i)$ 低，所以这个概率是 $F(v_i)^{n-1}$
 - i 的期望收益是 $F(v_i)^{n-1}(v_i - s(v_i))$
- 我们可以类的地得到均衡的条件：

$$F(v_i)^{n-1}(v_i - s(v_i)) \geq F(v)^{n-1}(v_i - s(v)), \quad \forall v \in \mathbb{R}_{\geq 0}$$

- $F(v_i)^{n-1}(v_i - s(v_i)) \geq F(v)^{n-1}(v_i - s(v)), \forall v \in \mathbb{R}_{\geq 0}$
- 设 $h(v) = F(v)^{n-1}(v_i - s(v))$, 那么 $h'(v_i) = 0$
- $h'(v) = (n-1)F'(v)F(v)^{n-2}v_i - (n-1)F'(v)F(v)^{n-2}s(v) - s'(v)F(v)^{n-1}$
- $s'(v_i) = (n-1) \cdot \frac{f(v_i)v_i - f(v_i)s(v_i)}{F(v_i)}$

卖家的收益

- 我们都在讨论买家的收益；那么卖家呢？
- 依然考虑简化模型：n个竞拍者的真实估值都在[0, 1]均匀独立分布

将n个从[0, 1]上均匀独立采样的数从小到大排序，则第k个数的值的期望是 $\frac{k}{n+1}$

- 次价拍卖

- 卖家期望收益为n个随机数的第二大的期望 = $\frac{n-1}{n+1}$

- 首价拍卖

- 回忆买家策略 $s(v_i) = \frac{n-1}{n} v_i$ ，那么最大出价的期望是 $\frac{n}{n+1} \cdot \frac{n-1}{n} = \frac{n-1}{n+1}$

- 次价与首价的卖家收益相等！

revenue equivalence

- Book by Paul Klemperer 2004
- 粗略描述：对于一大类拍卖，对竞拍者的任意独立分布，如果竞拍者都采用均衡策略，那么那么卖家期望收益是相等的

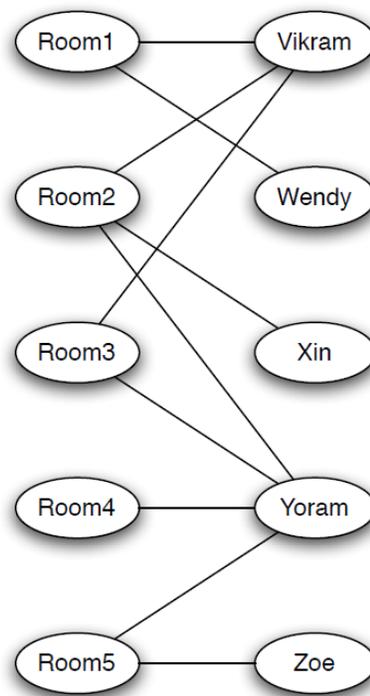
匹配市场

二分图完美匹配

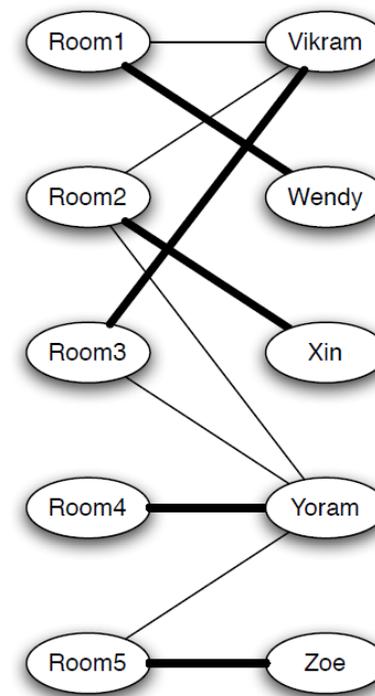
- 二分图：无向图 $G(V, E)$ ， V 可分成不相交的 L 和 R ，只有 L 和 R 之间的边
- 我们假定： $|L| = |R|$

匹配：称边子集 M 为一个匹配，若任何节点在 M 中至多有一条邻接边

完美匹配：任何点都 M 中某边连接



(a) *Bipartite Graph*



(b) *A Perfect Matching*

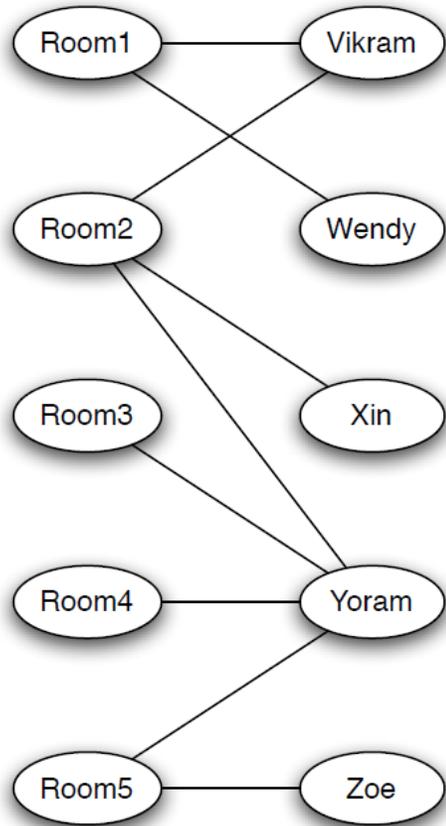
无完美匹配推出存在“受限集”

- 对于一个（子）点集 S ，设 $N(S)$ 代表 S 的邻居节点集
- 称右边点的一个子集 S 是受限集，若 S 比 $N(S)$ 的元素（严格）多
- 显而易见：如果存在受限集，那么一定不存在完美匹配
- 另一个方向也对：

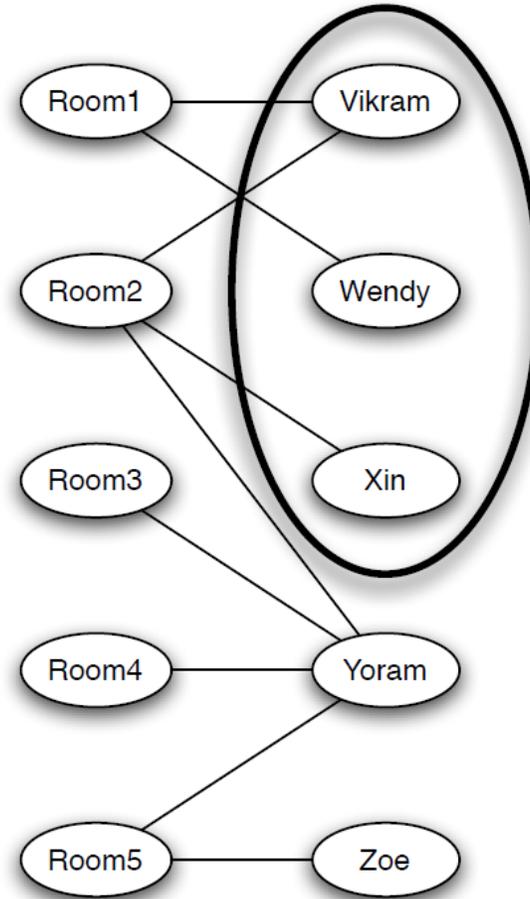
匹配定理 (König 1931; Hall 1935):

如果一个（左右点数相等的）二分图没有完美匹配，那么必存在受限集

“受限集”



(a) *Bipartite graph with no perfect matching*

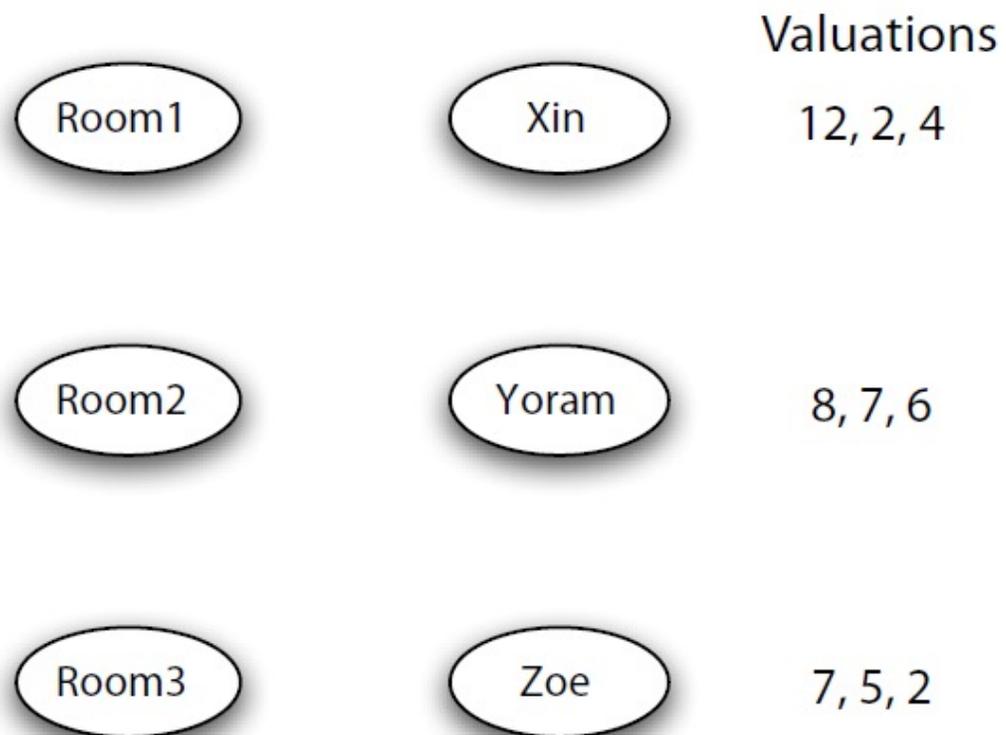


(b) *A constricted set demonstrating there is no perfect matching*

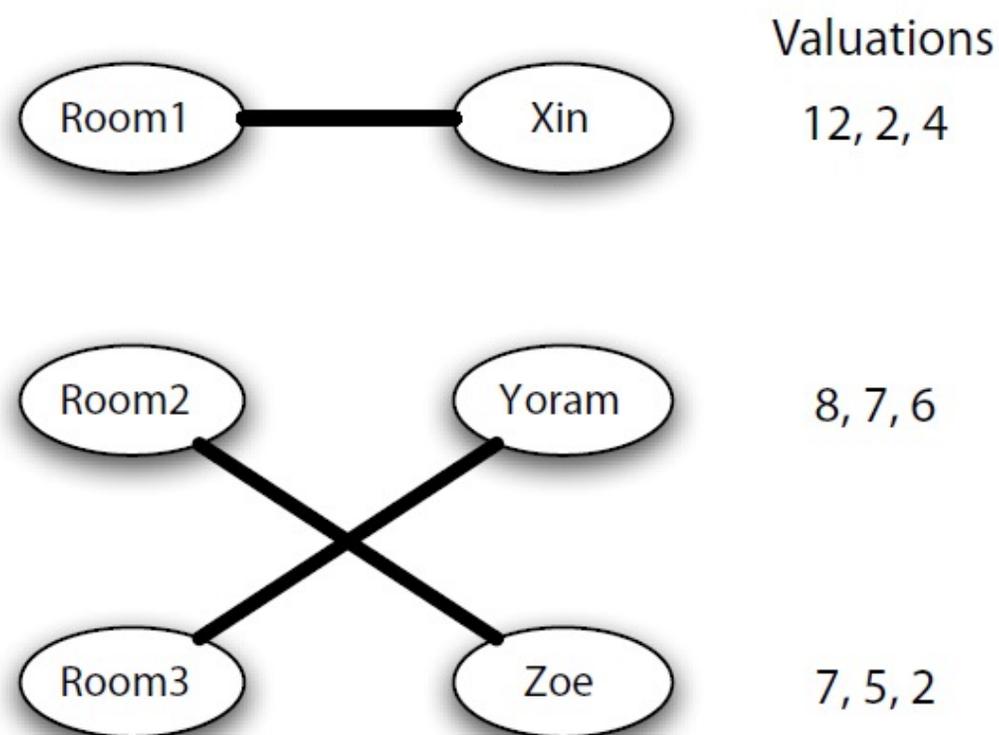
完美匹配与最优匹配

- 完美匹配建模了这种市场：
 - 左边是卖方，每人卖一个商品；右边是买方，每人买一个商品
 - 每个买方对卖方的若干商品展现出兴趣（连边）
 - 最后需要让大家都得到一件感兴趣商品（完美匹配）
- 更一般的市场模型：
 - 每个人不止有偏好/兴趣，还要对此进行量化评分
 - 最优匹配：找一个完美匹配，使所有人的**评分和最大**

最优匹配



(a) *A set of valuations*



(b) *An optimal assignment*

更“去中心化”的模型：匹配市场

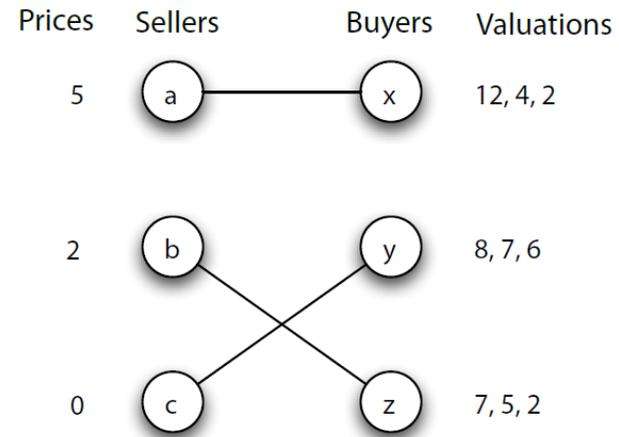
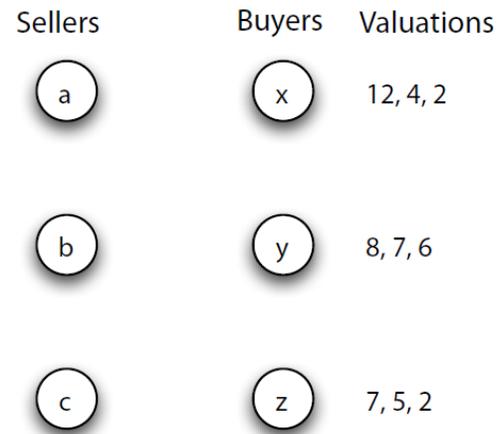
- 之前的市场模型需要全信息以及中心化调度来分配
- 如果没有中心化调度，而是每个**买家自主、独立选择卖家**呢？

匹配市场

- “匹配市场”模型：
 - 左边卖方右边买方；每个卖方要卖一件商品
 - 卖方*i*买方*j*， v_{ij} 代表买方*j*对卖方*i*的**商品的估值**（假设是非负整数）
 - 每个卖方*i*设置一个**商品价格** p_i
 - 如果买方*j*从卖方*i*那里买了商品，那么*j*的**收益是** $v_{ij} - p_i$
- 买方目标：独立决策，最大化自己的收益
 - 如果多个选项可以达到最大收益，那么选哪个都可以接受
 - 如果从任何卖家买收益都是负的，那么不会买，并且设置收益为0
 - 称一组卖家为买方*j*的“**偏好卖家**”若这些卖家**达到了***j*的**最大收益**

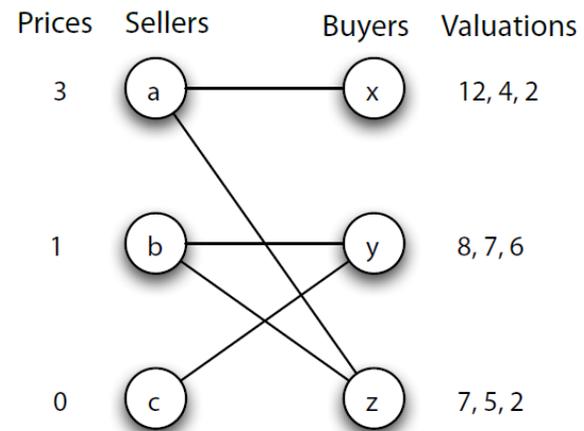
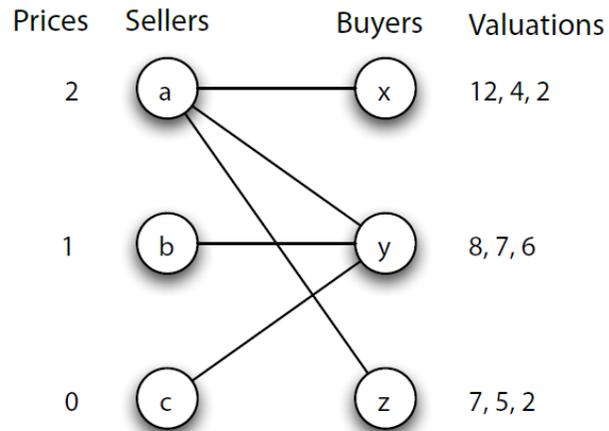
清仓价格

- **偏好卖家图**：对于给定的市场，将每个买家 j 连到所有 j 的偏好卖家
- 称一组卖家的标价为清仓价格，若偏好卖家图有完美匹配



(a) Buyer Valuations

(b) Market-Clearing Prices



(c) Prices that Don't Clear the Market

(d) Market-Clearing Prices (Tie-Breaking Required)

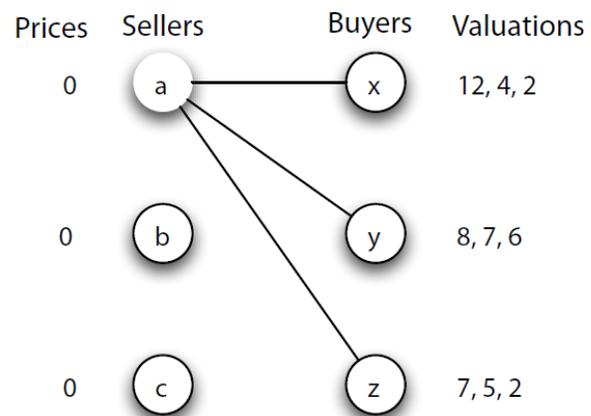
清仓价格的最优性：对任何一组清仓价格，任何偏好卖家图上的完美匹配也是**最优匹配**，即其估值和不劣于任何买家和卖家配对方式对应的**估值和**

清仓价格的存在性

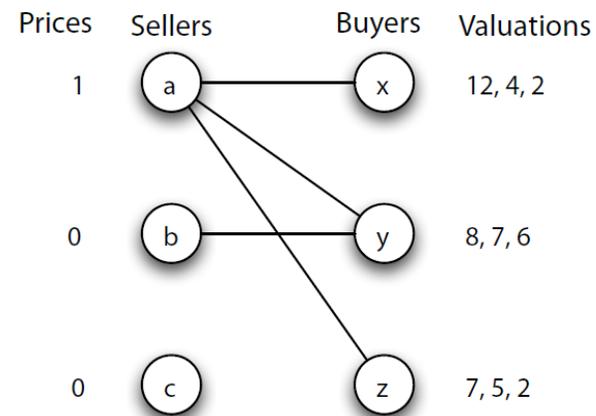
定理：对任何买家的估值，总存在一组清仓价格

- Demange, Gale, Sotomayor 1986
- 证明方法：给出了一个算法来构造一组清仓价格
- 算法：
 - 一开始，所有的卖家设置价格 $p_i = 0$ ；若已经清仓那么停止
 - 否则，考虑偏好卖家构成的二分图，一定存在一个“受限集” S （买家的子集）
 - 对应卖家 $N(S)$ 必然比 S 点数少，“供不应求”；此时将 $N(S)$ 的价格同步都加一
 - 上述步骤做完一轮后，要“归零化”，让最小卖家价格 = 0
 - 设 $p > 0$ 是最小非零卖家价格，将所有的卖家价格减去 p
 - 持续运行上述步骤

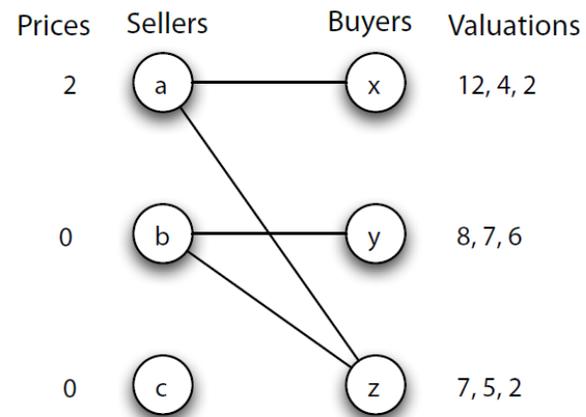
算法运行示例



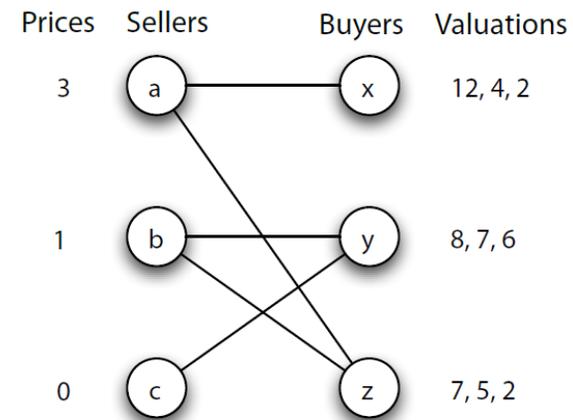
(a) Start of first round



(b) Start of second round



(c) Start of third round



(d) Start of fourth round

证明算法必然结束

- 如果算法结束，那么一定找到了清仓价格；但需证明算法必然结束
- 势能分析：定义**势能函数**
 - 对于当前的卖方出价，定义**买家j的势能 $\Delta(j)$** 为j从卖方那里得到的**最大的收益**
 - 定义**卖方i的势能 $\Delta(i)$** 为他当前的价格 p_i
 - 定义整个系统的势能为**所有卖方和买方的势能和**
- 势能函数的变化
 - 初始 $\Delta(i)$ 都是0， $\Delta(j)$ 等于买家j（在任意商品中）的最大的估值；**初始 $\Delta_0 \geq 0$**
 - **中间任何一步势能都 ≥ 0** （为什么？），势能改变仅发生在价格变动时
 - 价格“**归零化**”：不改变匹配，不改变势能
 - 价格“**同时加一**”：发生在受限集S的N(S)上，每个S点势能-1，但N(S)势能+1
 - 因为“受限”有 $|N(S)| < |S|$ 所以总势能降低至少1

匹配市场是单物品拍卖的推广

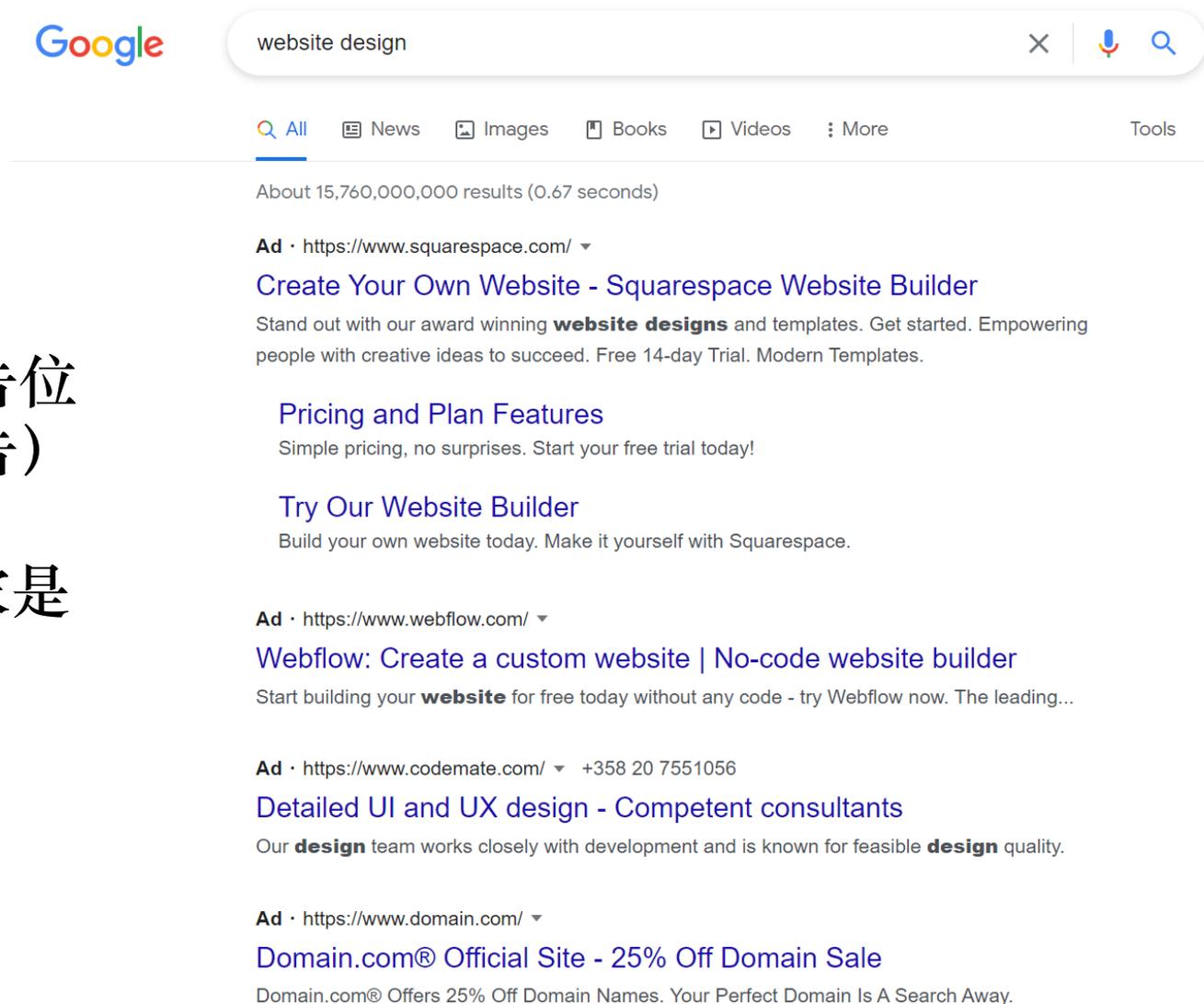
- 若只有一个卖方 n 个买方
 - 加入 $n-1$ 个“假”卖方，并且让买方对假卖方的估值都是0
- 在这个匹配市场里面，给定一个清仓价格组，考虑对应的偏好卖家图的完美匹配，匹配到“真”卖方的就是拍卖的获胜人
- 清仓价格构造算法变为“增价拍卖”
 - 一开始，所有的卖家设置价格 $p_i = 0$ ；若已经清仓那么停止
 - 否则，考虑偏好卖家构成的二分图，一定存在一个“受限集” S （买家的子集）
 - 对应卖家 $N(S)$ 必然比 S 点数少，“供不应求”；此时将 $N(S)$ 的价格同步都加一
 - 上述步骤做完一轮后，要“归零化”，让最小卖家价格 = 0
 - 设 $p > 0$ 是最小非零卖家价格，将所有的卖家价格减去 p
 - 持续运行上述步骤

搜索市场的定价和多物品拍卖的其他重要推广

基本模式：

1. 用户提交搜索
2. 搜索引擎显示结果并在若干广告位上显示广告（每个位置一个广告）

搜索市场：卖家是搜索引擎，买家是广告商，买广告位



The image shows a Google search results page for the query "website design". The search bar at the top contains the text "website design" and has a search icon on the right. Below the search bar, there are navigation links for "All", "News", "Images", "Books", "Videos", and "More". The search results show approximately 15,760,000,000 results in 0.67 seconds. The first result is an advertisement for Squarespace, titled "Create Your Own Website - Squarespace Website Builder". The ad text describes their award-winning website designs and templates, offering a free 14-day trial. Below the main ad text are two sub-links: "Pricing and Plan Features" and "Try Our Website Builder". The second advertisement is for Webflow, titled "Webflow: Create a custom website | No-code website builder". The ad text states that users can start building their website for free without any code. The third advertisement is for Codemate, titled "Detailed UI and UX design - Competent consultants". The ad text mentions their design team's close collaboration with development. The fourth advertisement is for Domain.com, titled "Domain.com® Official Site - 25% Off Domain Sale". The ad text offers a 25% discount on domain names.

Google

website design

All News Images Books Videos More Tools

About 15,760,000,000 results (0.67 seconds)

Ad · <https://www.squarespace.com/>

Create Your Own Website - Squarespace Website Builder

Stand out with our award winning **website designs** and templates. Get started. Empowering people with creative ideas to succeed. Free 14-day Trial. Modern Templates.

[Pricing and Plan Features](#)

Simple pricing, no surprises. Start your free trial today!

[Try Our Website Builder](#)

Build your own website today. Make it yourself with Squarespace.

Ad · <https://www.webflow.com/>

Webflow: Create a custom website | No-code website builder

Start building your **website** for free today without any code - try Webflow now. The leading...

Ad · <https://www.codemate.com/> +358 20 7551056

Detailed UI and UX design - Competent consultants

Our **design** team works closely with development and is known for feasible **design** quality.

Ad · <https://www.domain.com/>

Domain.com® Official Site - 25% Off Domain Sale

Domain.com® Offers 25% Off Domain Names. Your Perfect Domain Is A Search Away.

搜索广告的商业模式

- 广告商从搜索引擎**竞拍广告位**
- 通过竞拍确定“**点击价格**”：用户每次点击广告，广告商都支付该价格的广告费给搜索引擎
- 每个**广告位**有一个不以广告商、广告内容为转移的“**点击率**”（公开信息）
 - 描述的是单位时间的点击量，比如说一小时
- 广告商对于每次点击都有一个恒定的“**点击收入**”
 - 一般而言是每次点击因为获得客源带来的平均收益
 - 与广告位无关
- 广告商的每点击**收益**：**点击收入 - 点击价格**

基于匹配市场的定价方案

- 设定：假若搜索引擎**预先**知道**所有**广告商的估值
- 建模成匹配市场：
 - 每个卖方对应一个广告位
 - 每个买方j都想买一个广告位i，对i有**估价** $v_{ij} = r_i v_j$
 - 这里 r_i 是广告位i的“**点击率**”， v_j 是j的“**点击收入**”
- 匹配市场的一组清仓价格就是一组合理的广告位定价方案
- 注意：由匹配市场直接给出的定价是对应于单位时间的**总**“**点击价格**”
 - 在我们设定中，需要将 $\frac{p_i}{r_i}$ 发布给广告商

搜索引擎不知道广告商估值？

- 搜索产业初期采用首价拍卖
 - 要求广告商（买家）提交自己的“**点击收入**”作为竞拍报价
 - 搜索引擎按照报价降序安排广告位
- 根据之前分析，首价拍卖中买家出价一定会低于估值（点击收入）
- 但由于搜索市场的拍卖时刻连续发生，所以大家一直在反复试验、观察，会产生巨大不确定性、震荡，浪费资源etc

鼓励大家真实出价

- 次价拍卖可以保证真实出价是占优策略
- 但是次价拍卖如何推广到多商品情形？

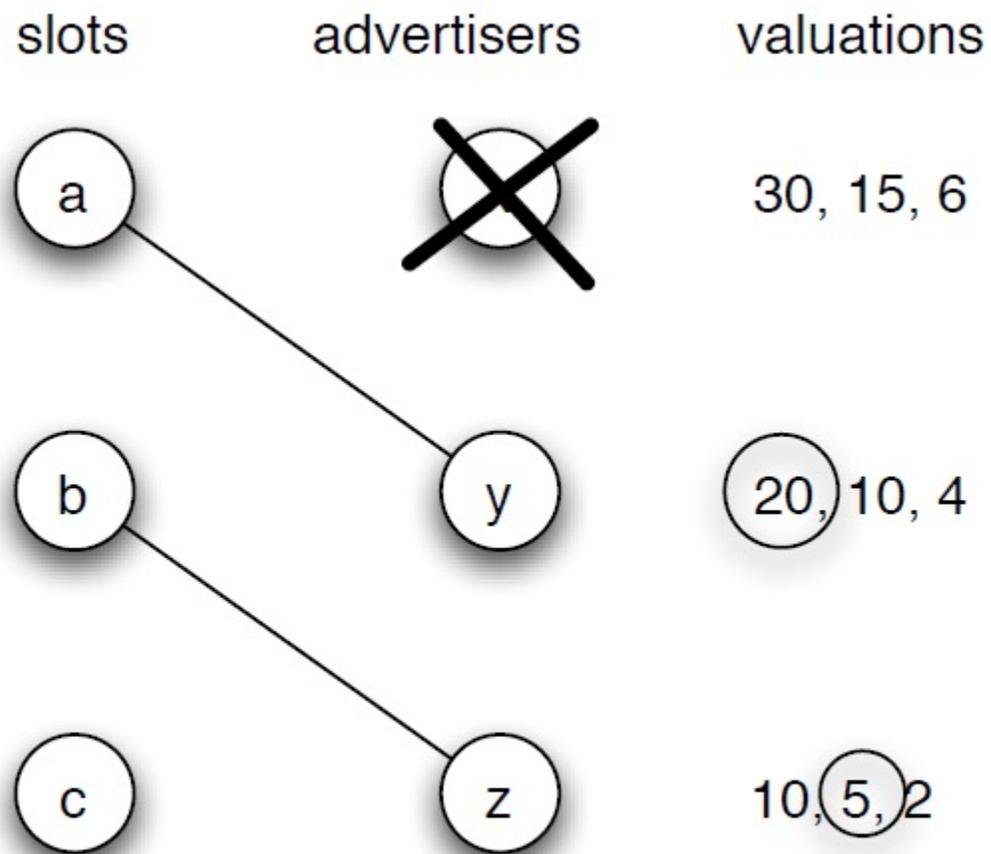
VCG定价

- VCG = Vickrey-Clarke-Groves, 基于这三位作者的一系列工作
- 大体原则是从下面的角度理解次价拍卖, 进而推广
 1. 次价拍卖达到了“**社会收益**”最大化: 出价最高的赢得了竞拍
 2. 次价拍卖赢家付款的金额等于他对别人的“**损害**”
 - 设竞拍者按照估价 v_i 的降序排列
 - 那么竞拍者1赢得了拍卖
 - 如果没有竞拍者1, 那么竞拍者2会赢得拍卖, 并且能“得到”估值 v_2 , 因此竞拍者1对2产生了 v_2 的“损害”; 但是对于其他竞拍者即使没有1也无法赢得拍卖, 所以对他们没有损害。
 - 因此没有1的话, 对大家构成的总损害是 v_2

VCG定价

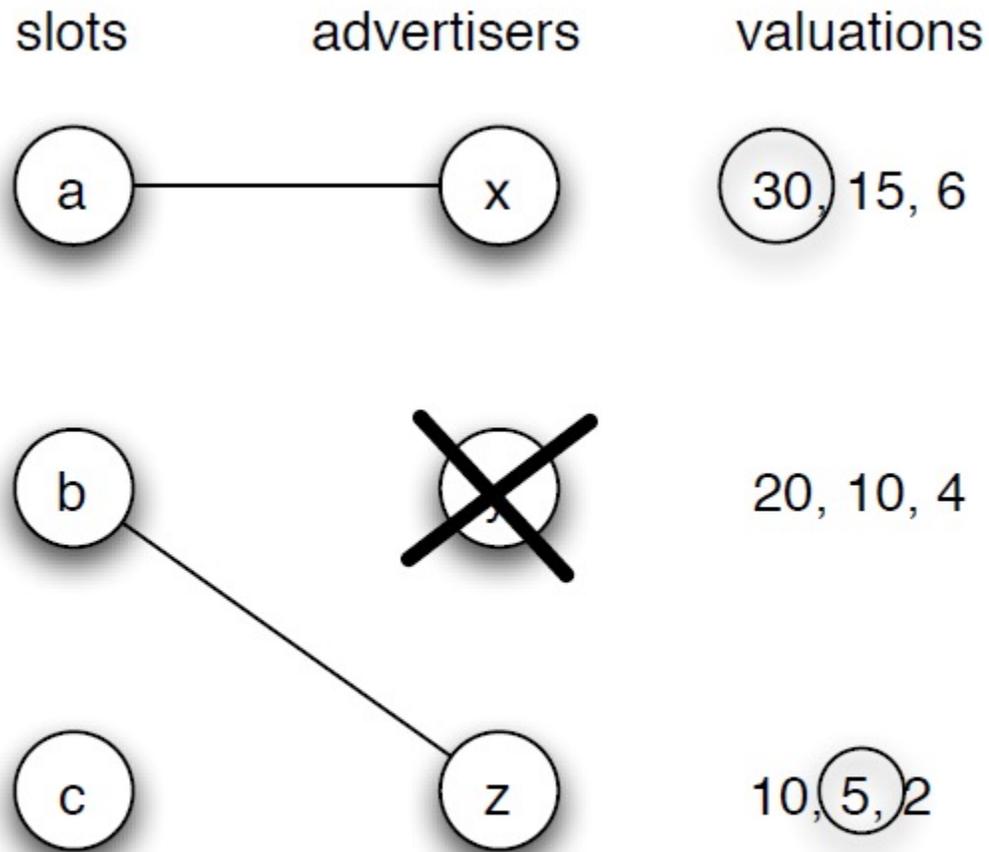
- VCG定价方法是将刚刚对次价拍卖核心思想的理解应用到匹配市场上
 - 仍采用匹配市场的模型，但将匹配市场清仓定价改为VCG定价
 - 仍假定每个买家只知道自己**对每个卖家的估值**而不知道别人的
-
- VCG:
 1. 计算“**最优匹配**”，即使得所有人的估值和最大的完美匹配
 2. 定义**VCG价格**：买家j需要付给卖家i的价格等于他**对其他人的“损害”**

“损害”的直观理解



If x weren't there, y would do better by $20-10=10$, and z would do better by $5-2=3$, for a total harm of 13.

(a) *Determining how much better off y and z would be if x were not present*



If y weren't there, x would be unaffected, and z would do better by $5-2=3$, for a total harm of 3.

(b) Determining how much better off x and z would be if y were not present

形式化定义 “损害”

- 设S是卖家集合，B是买家集合
- V_B^S 代表S和B之间最优匹配的值——这也是**社会代价最优值**
- 令S - i代表S集合去掉卖家i，类似定义B - j
- V_{B-j}^{S-i} 代表去掉买家j以及它对应的物品i得到的最优匹配值，也就是在 V_B^S 上去掉j的值的部分： **$V_{B-j}^{S-i} + v_{ij} = V_B^S$**
- V_{B-j}^S 代表把卖家j去掉后人们能得到的最优匹配值
- 定义“损害”为

$$V_{B-j}^S - V_{B-j}^{S-i}$$

- **VCG价格** 定义为 **$p_{ij} = V_{B-j}^S - V_{B-j}^{S-i}$**

整个VCG定价方法

1. 买家给出自己对所有商品的出价
2. 根据估价计算一个最优二分匹配
3. 对每个买家收取VCG价格，即若买家j得到了卖家i的商品，那么支付

$$p_{ij} = V_{B-j}^S - V_{B-j}^{S-i}$$

- 与清仓价格定价区别：

- VCG是匹配后的“**个性化**”定价，而清仓是先“**发布**”定价再决定匹配

VCG方法是truthful的

定理：在VCG定价下，买家发布真实值是一个占优策略

- 考虑一个买家j在VCG下被分配给了卖家/商品i
- 那么该买家的收益是 $v_{ij} - p_{ij}$ ，回忆 $p_{ij} = V_{B-j}^S - V_{B-j}^{S-i}$ 是VCG价格
- 考虑买家j打算在报价上撒谎（即报价不等于估值v）
- 重要观察：如果撒谎没有改变j得到的商品i，那么收益不变！（why）

- 现考虑j撒谎导致了分配给j的商品i改变成了h
- j的收益变为 $v_{hj} - p_{hj}$
- 我们需要证:

$$v_{ij} - p_{ij} \geq v_{hj} - p_{hj}$$

- 由于 $p_{ij} = V_{B-j}^S - V_{B-j}^{S-i}$, 代入, 则得到等价于证明:

$$v_{ij} + V_{B-j}^{S-i} \geq v_{hj} + V_{B-j}^{S-h}$$

$$v_{ij} + V_{B-j}^{S-i} \geq v_{hj} + V_{B-j}^{S-h}$$

- 根据定义 $v_{ij} + V_{B-j}^{S-i} = V_B^S$
- $v_{hj} + V_{B-j}^{S-h}$ 是某个将j分配给h的完美匹配的权重，不会高于最优二分匹配的权重 V_B^S
- 证毕

关于VCG的一些remark

- VCG是一般的对于次价拍卖的推广，不依赖于搜索市场的特殊性质
- 回到搜索市场：
 - VCG鼓励真实出价，广告商的社会收益也最大化了（采用最优匹配）
 - 然而搜索引擎的收益呢？

GSP拍卖

- GSP = Generalized Second Price
 - GSP是一种实际中采用比较多的广告位拍卖算法
 - GSP也是推广次价拍卖，但是行为更加复杂
1. 每个广告商 j （买家）发布一个出价 b_j ，代表愿意支付的每点击价格，该出价未必反映真实估价
 2. GSP将第 i 个广告位给出价第 i 大的人，并收取出价第 $(i + 1)$ 高的人的出价的每点击价格
- 出价 b_j 与VCG中要求的 v_{ij} 不同
 - 单价商品情况下与VCG/次价拍卖都等价，但是多件就未必

GSP: truthful策略不是均衡的

clickthrough rates	slots	advertisers	revenues per click
10	a	x	7
4	b	y	6
0	c	z	1

假定其他人诚实出价

若x诚实出价

- 得到a, 收益10
- 但若x出价改成4
- 得到b, 收益24

GSP其他复杂行为

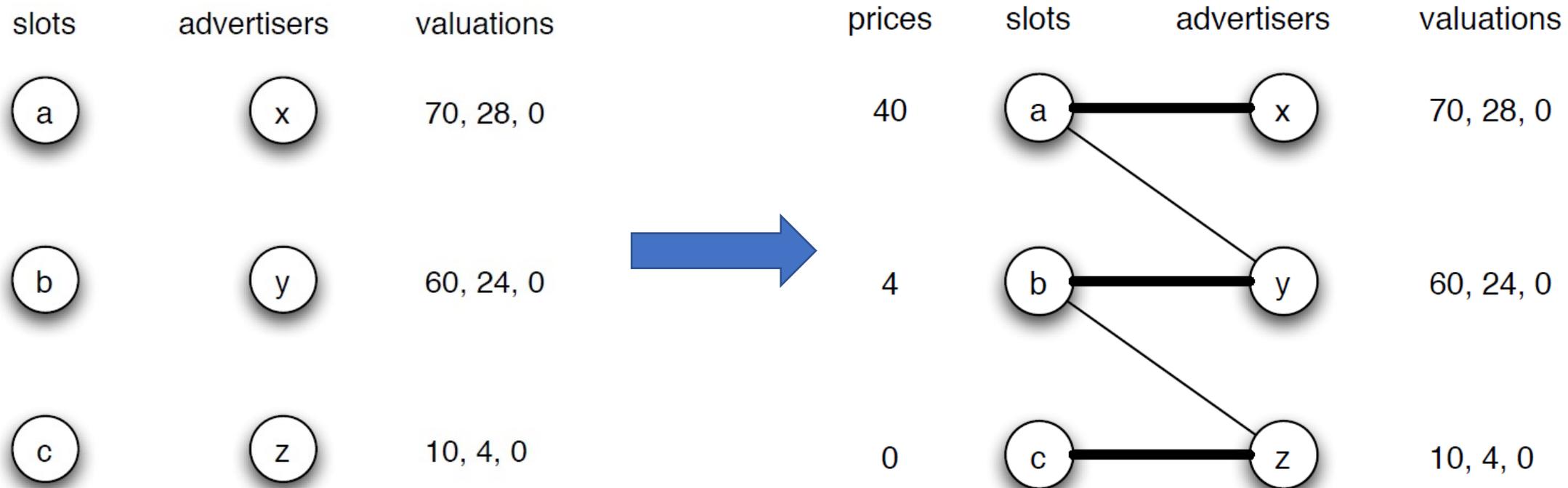
- 可以存在多个纳什均衡
- 可以存在非社会最优的均衡
- 搜索引擎收益也未必好于VCG，取决于采取哪种均衡

GSP的结构：存在社会最优的均衡

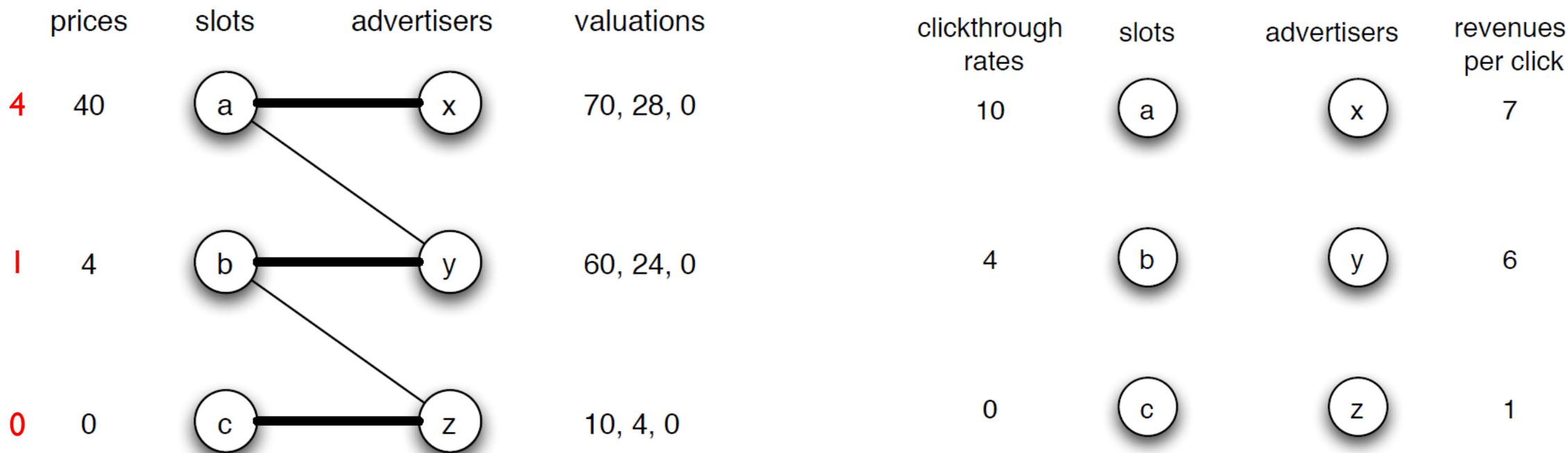
- 依然考虑匹配市场，并计算清仓价格，利用清仓价格推出需要的出价
- 构造匹配市场：估价设为单位时间总收入

clickthrough rates	slots	advertisers	revenues per click		slots	advertisers	valuations
10	(a)	(x)	7		(a)	(x)	70, 28, 0
4	(b)	(y)	6		(b)	(y)	60, 24, 0
0	(c)	(z)	1		(c)	(z)	10, 4, 0

• 计算清仓价格和匹配

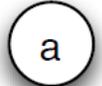
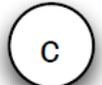


- 将清仓价格转化回每点击收益： $40 / 10 = 4$ ， $4 / 4 = 1$ ， 0
- 让清仓价格成为实际GSP支付价格： x出价 > 4 ， y出价4， z出价1
- 可以验证： 对应的匹配市场上的匹配代价就是收益； 社会最优+均衡



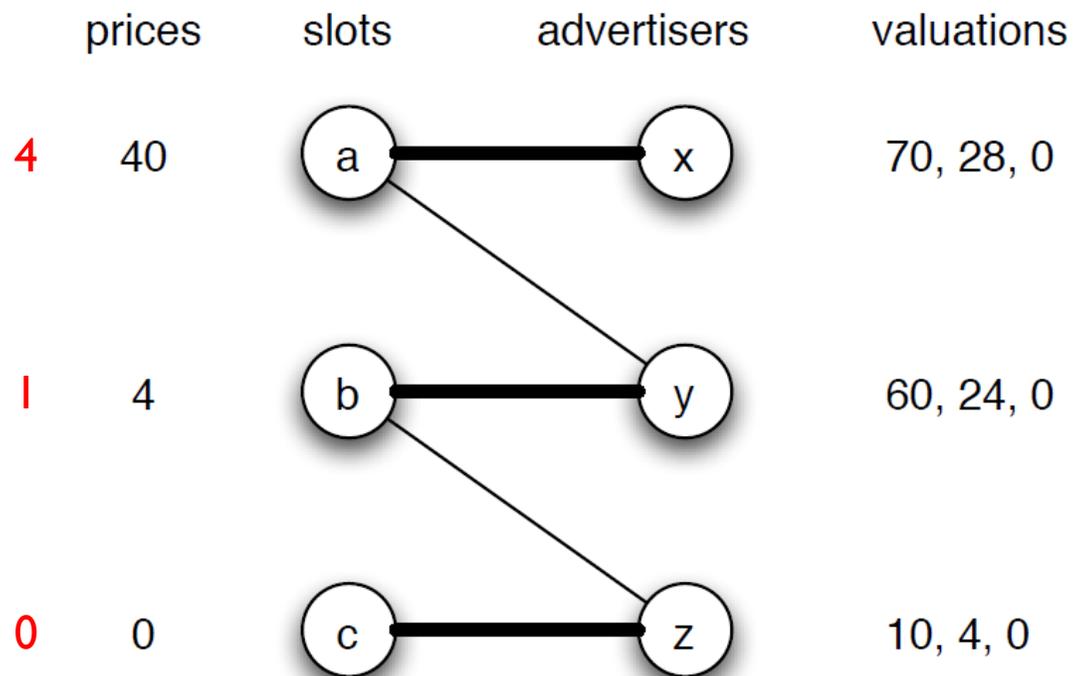
一般的证明

- 排序：广告位按照**点击率**递减排列，广告商按照**点击收益**递减排列

clickthrough rates	slots	advertisers	revenues per click
10			7
4			6
0			1

构造匹配市场

- 广告商j对广告位i的估值 $v_{ij} = v_j r_i$ ，即点击收益乘以广告位点击率
- 求得一组清仓价格，设为 $p_1, p_2 \dots$
- 将这组清仓价格转化为（每）点击价格 $p_i^* := p_i / r_i$

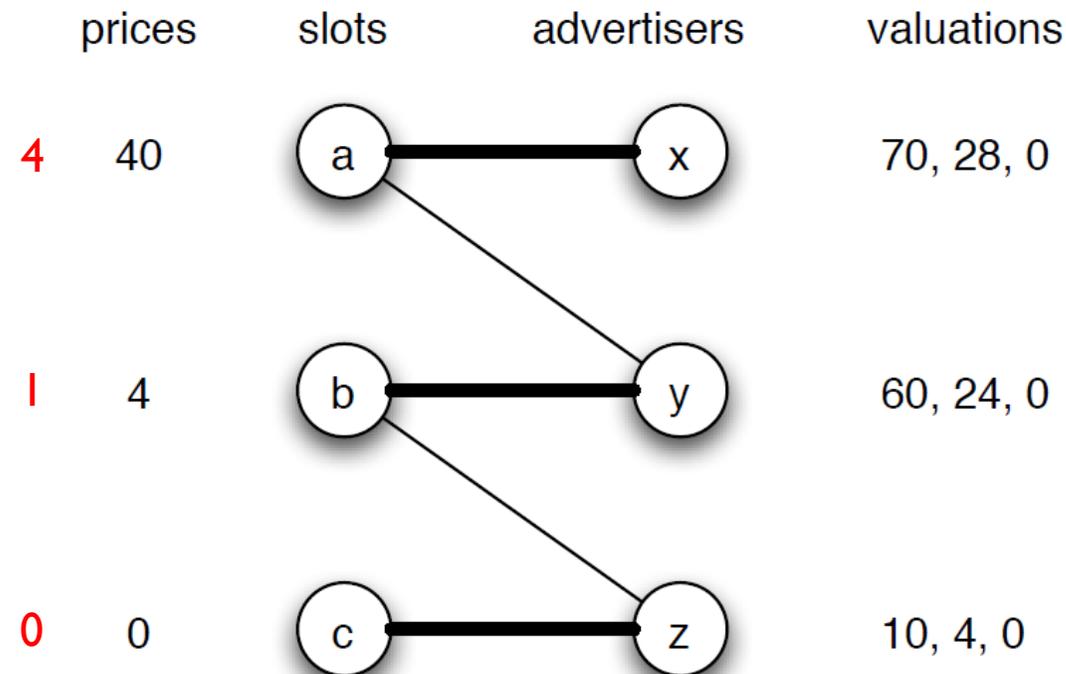


证明： $p_1^* \geq p_2^* \geq \dots$

清仓价格的最优性：对任何一组清仓价格，任何偏好卖家图上的完美匹配也是**最优匹配**，即其估值和不劣于任何买家和卖家配对方式对应的**估值和**

重要性质：最优匹配中广告商k被匹配到第k广告位

- 考虑广告位 $j < k$
- 则 $v_{kk} - p_k \geq v_{jk} - p_j$
 - $v_{kk} - p_k = r_k(v_k - p_k^*)$
 - $v_{jk} - p_j = r_j(v_k - p_j^*)$
- $v_{kk} - p_k \geq v_{jk} - p_j$ 推出 $p_j^* \geq p_k^*$



构造出价和证明均衡

- 对 $j > 1$, 广告商 j 出价 p_{j-1}^* ; 对 $j = 1$, 广告商 j 出 $p_1^* + \epsilon$

- 分配和价格:

- 第 j 广告商被分配至第 j 广告位 (社会最优)

- 第 j 广告商付出 p_j^* 点击价格

- 证明均衡: 无人想降低或提高出价

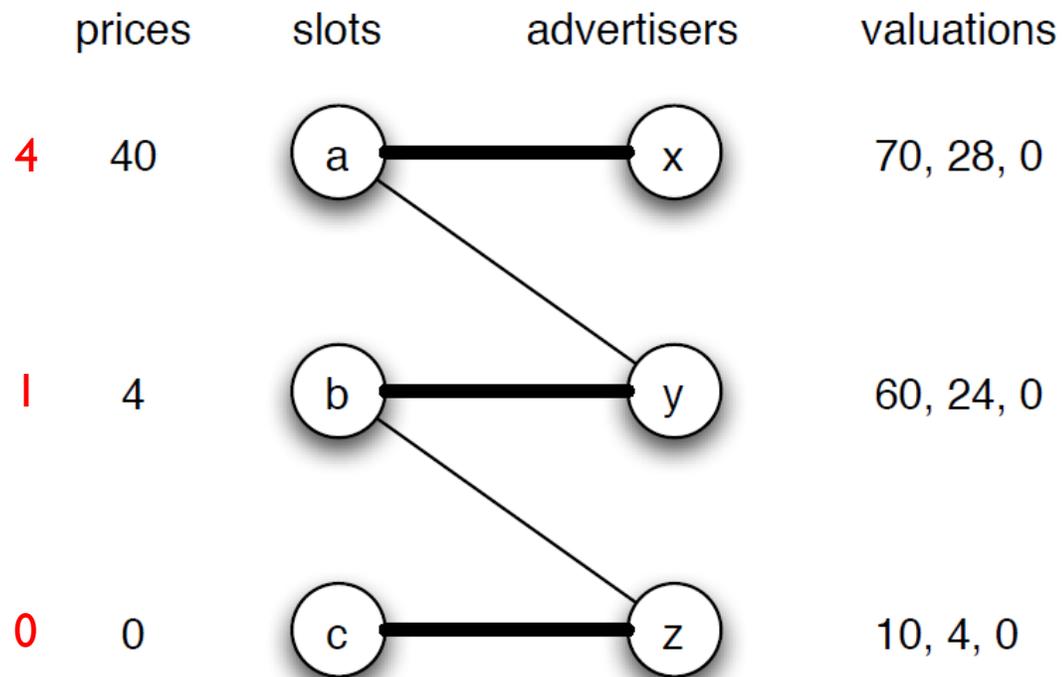
- 观察:

广告商 j 在广告位 i 的收益

= 单位时间收益

= $r_i(v_j - p_i^*) = r_i v_j - p_i$

= 在匹配市场中的收益, 而在匹配市场中已经安排到了偏好卖家



考虑广告质量的模型

- GSP有个漏洞：如果有“捣乱”的广告商报“极高”的价格，则会把好广告位卖给这个人，但因为广告内容完全没吸引力，导致用户不会点击
- 解决方案：对于每个广告商 j 提交的广告，搜索引擎商给出质量系数 q_j 作为广告质量的评价
 - 具体来说，GSP中广告位 i 针对 j 的点击率从 r_i 更改为 $r_i q_j$
 - 如果考虑匹配市场，则相当于把估值改成 $v_{ij} = q_j r_i v_j$
 - 然后用这些参数运行已有的算法
 - GSP还可以有另一种改法：不改点击率，但排序的时候按照 $q_j b_j$ 排而不是 b_j
 - 相关纳什均衡等性质依然存在