



# 高级人工智能

沈华伟

[shenhuawei@gmail.com](mailto:shenhuawei@gmail.com)

中国科学院计算技术研究所

2016.11.15

# 课程内容

## ■ 人计算

- GWAP游戏
- 众包

## ■ 群体智能回顾

- 群体智能优化算法
- 博弈

# 人计算 (Human Computation)

## ■ 人计算

- 计算机科学的一项技术
- 计算机通过将部分计算步骤（通常是计算机不擅长而人擅长的任务）**外包给人来完成**
- 利用了计算机和人在某些任务上的能力差别
  - 人脸识别、自然语言翻译：人的能力超过计算机
  - 数值计算：计算机的能力远超过人类

# 人计算的特点

## ■ 人机协作

- 人和计算机各自负责各自擅长的部分

## ■ 群体智慧

- 人负责的那部分是通过大众而不是个体来完成的

## ■ 娱乐性

- 需要设置合适的娱乐性来激励人的参与
- 有目的的游戏（GWAP: Games With A Purpose）

# 人计算案例

## ■ ESP游戏

- 解决的问题：机器不擅长、人擅长但不乐意的问题
- 解决办法：提高娱乐性，使人乐意参与
- 例子：图像标注
  - 游戏规则：同时在线的两个玩家，随机组成一对，对同一张图片打标签（tag），双方都看不到对方的输入数据，当两者的标签一致时则通过，开始对下一张图片进行标注；规定时间内，完成图像标注个数最多的玩家获胜；

# 人计算案例

## ■ 人肉搜索（fleshsearch）

- 众多网络用户协同完成对目标对象的信息搜索
- 基本思路
  - 每个人提供目标对象的部分信息
  - 通过整合各个人提供的信息，获取对目标对象较为完整的信息
- 激励机制
  - 人的好奇心
  - .....

# 人计算、社会计算、计算社会

- 计算社会：相关联但不同的场景
  - 搭建平台收集人产生的数据（UGC：User Generated Content），**通过数据挖掘完成某项任务**
    - 搜索日志、浏览日志、发布的内容、社交网络、输入法、.....
    - 传染病预警、社会热点、估价预测、影响力度量、.....
- 社会计算：利用人的计算能力完成某项任务，是人计算的更一般性的概念
  - **设计任务**激励让人参与完成
  - 典型代表：**众包**

# 众包定义

- 众包（Crowdsourcing）
  - 2006年，由Jeff Howe首次提出
  - 基本特征
    - 是一种**分布式**的问题求解机制
    - 众包任务通常是**计算机单独很难处理**的问题
      - 机器难问题
    - 采用**公开**的方式**召集大众**
      - 一般借助互联网完成
    - 大众通过**协作或独立**的方式完成任务



# 众包类型

## ■ 众包的类型

### □ 协作式众包

- 任务通常需要大众协作来完成的
- 通常没有直接的奖励回报
  - Wikipedia、reCAPTCHA

### □ 竞赛式众包

- 任务通常由个人或小组独立完成
- 完成任务的个人会得到相应的奖励
  - 任务：Netflix、KDD-Cup等

## ■ 众包平台

- Amazon Mechanical Turk (Mturk)、Kaggle、猪八戒网等

# 众包案例

## ■ 协作式众包案例

### □ reCAPTCHA

- 卡耐基梅隆大学的von Ahn提出
- 在验证码中嵌入书籍扫描信息来完成纸质书籍的电子化（OCR）
- 每次reCAPTCHA会显示两个单词让人来识别，其中一个是需要用户识别的难认词，另外一个答案是答案已知的真正的CAPTCHA词。软件将能够正确识别CAPTCHA词的用户看作是人类，当CAPTCHA词被正确识别出来后，程序会纪录用户对无法阅读的词的回来并将其添加到数据库中。这样就完成了一次人工的OCR识别
- OCR任务对于人而言是容易的，对于计算机是困难的



Select all images below  
that match this one:



Verify

其他CAPTCHA例子

# 众包案例

## ■ 竞赛式众包案例

Netflix Prize

### □ Netflix Prize

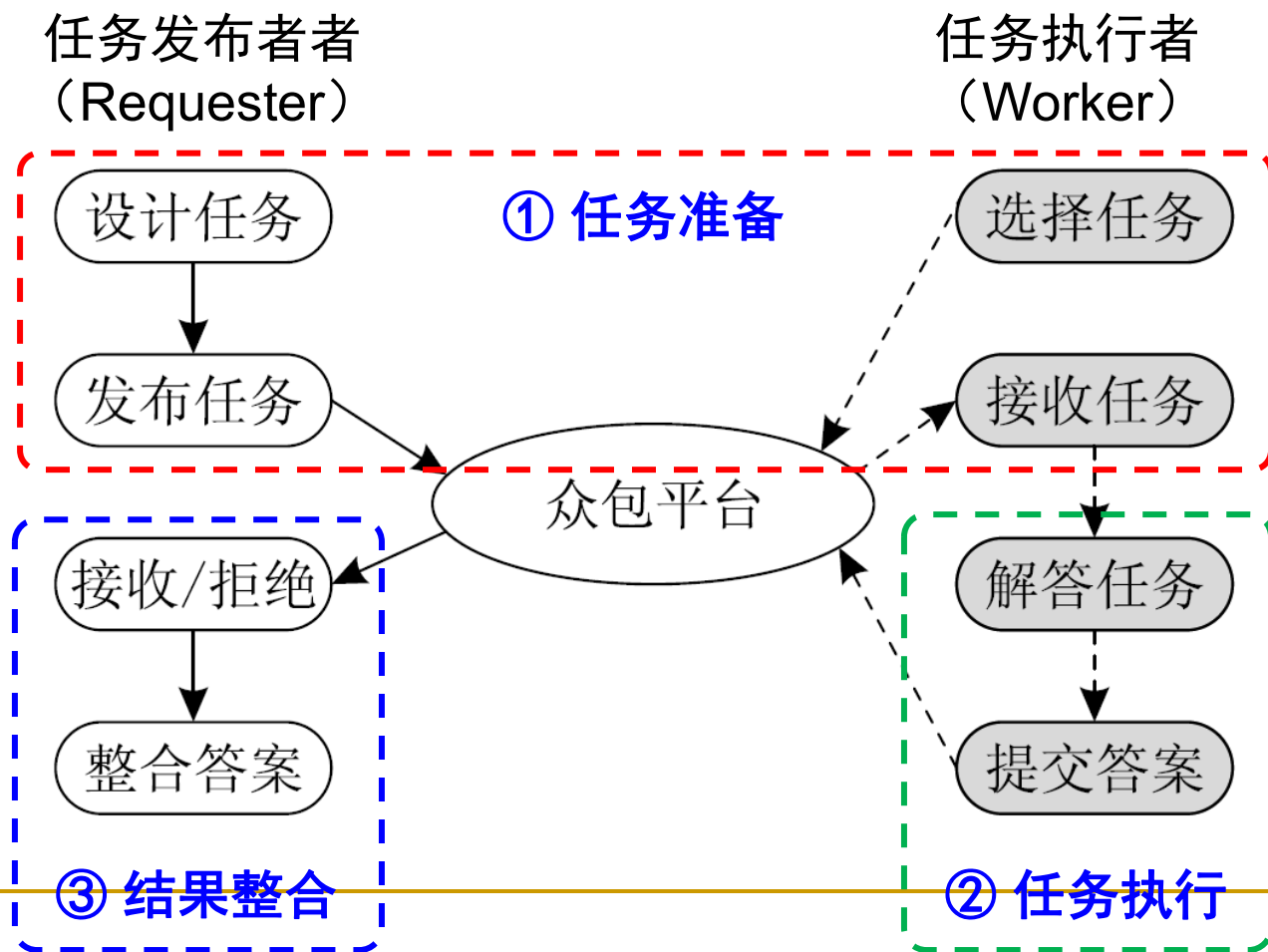
- Netflix公司向公众征集推荐算法，提供其用户对电影的打分数据
  - 1998年10月至2005年12月间，48万多用户对约1.8万部电影的1亿多个打分
- 比赛规则
  - 首个RMSE（Root-Mean-Square Error均方根误差）比Netflix使用的推荐算法Cinematch低10%的推荐算法将获得奖金100万美元
  - 比赛2006年10月2日开始，比赛时间为五年，每年另设年度最佳奖5万美元

### □ 结果

- 2009年9月21日，团队BellKor's Pragmatic Chaos获得Netflix Prize，比赛结束
- Netflix影响深远：对Netflix、对学界、对业界

# 众包的流程

## ■ 一般流程



# 众包的流程

## ■ 任务准备

### □ 任务设计

- 复杂任务分解：拆成颗粒度适合众包的微任务

### □ 任务定价

- 任务的难度和工作量是依据
- 更需要合适的机制设计，e.g., 酬劳+奖励
- 价格的选择对任务完成度和完成进度影响很大

### □ 任务匹配

- 如何选择合适的执行者将任务发布出去

# 案例分析：众包任务准备

## ■ 滴滴出行

### □ 订单分发

- 订单：上车地点、下车地点、加价（可选）
- 分发给哪些车辆呢？
  - 距离优先
  - .....
- 如何保障低价值订单的成果率呢？防止司机挑定单？
  - **滴米**：接低价值订单可以获得滴米，接高价值订单会减滴米；同等条件（距离等）下，滴米高的司机优先抢到订单

# 众包的流程

## ■ 结果整合

### □ 过程控制

- 什么时间结束

### □ 质量控制

- 避免欺诈或作弊（ImageNet比赛）
- 处理结果不一致问题
  - 投票：少数服从多数
  - 加权平均？
  - Truth discovery
- .....

# 众包结果整合：案例分析

## ■ 协作式众包：reCAPTCHA

- 将同一个OCR任务分发给多个任务执行者
- 当超过一定数量或比例的任务执行者的结果一致时，接收该结果；否则，将结果标记为可疑，再进行后续处理（人工或众包）

## ■ 竞赛式众包

- 每个工人单独完成任务，不涉及整合问题
- 主要是如何评价结果的质量
  - 评价指标



# 案例一

## ■ Foldit

- 是一个实验性的蛋白质折叠电子游戏，结合了众包与分布式计算的思想。
- 由华盛顿大学的计算机科学和工程学系和生物化学学系联合共同开发。研发这款游戏的三位主角分别是华盛顿大学的计算机专家左兰·波波维克（Zoran Popovic）、生物学家大卫·贝克（David Baker）和计算机科学家大卫·肖森（David Salesin）

# 案例一

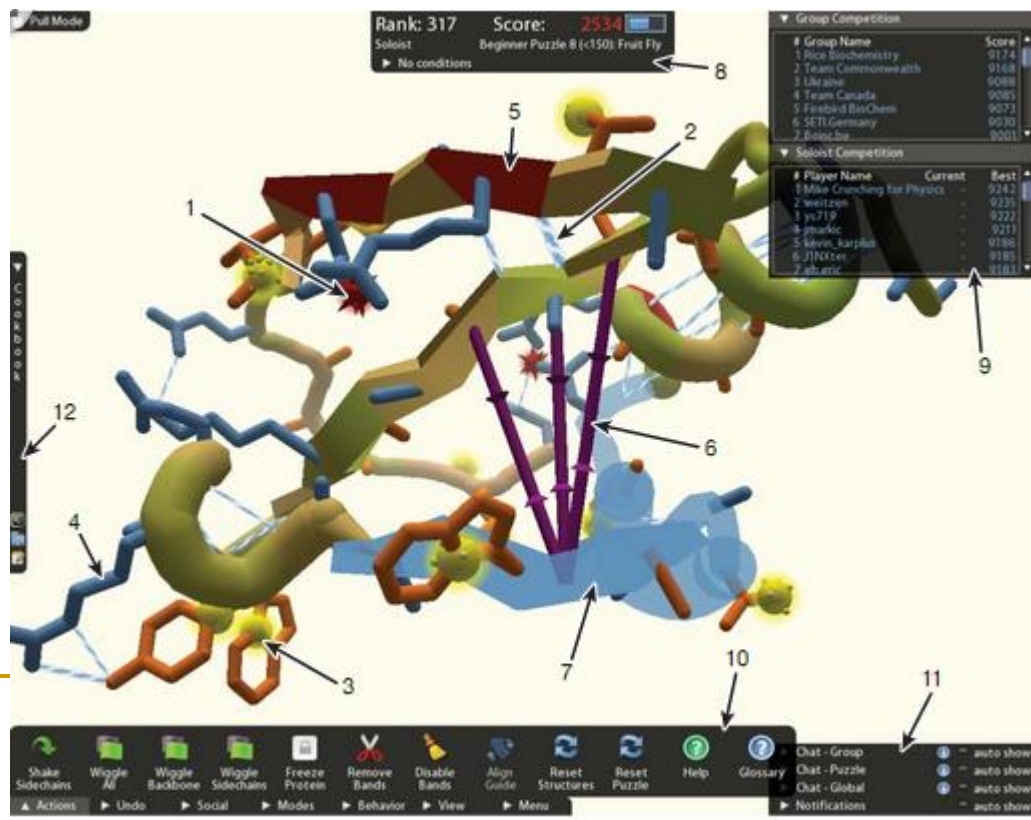
## ■ Foldit

- ❑ 科学家们一直研究艾滋病的逆转录酶，已有十五年之久，这种蛋白质酶是艾滋病毒在活体细胞中复制和繁殖自己的重要关键，但在游戏中逆转录酶的结构在十天内玩家们破解。
- ❑ 通过分析人类在解这些谜题时的直觉思考途径，研究者希望能改进现有蛋白质折叠软件所用的算法

# 案例一

## ■ Foldit

- 游戏于2008年上线，2010年研究人员和玩家在《自然》杂志上发表第一篇论文，2011年他们在包括《美国科学院院刊》（PNAS）在内的几家重要学术刊物上一口气发表了五篇论文。



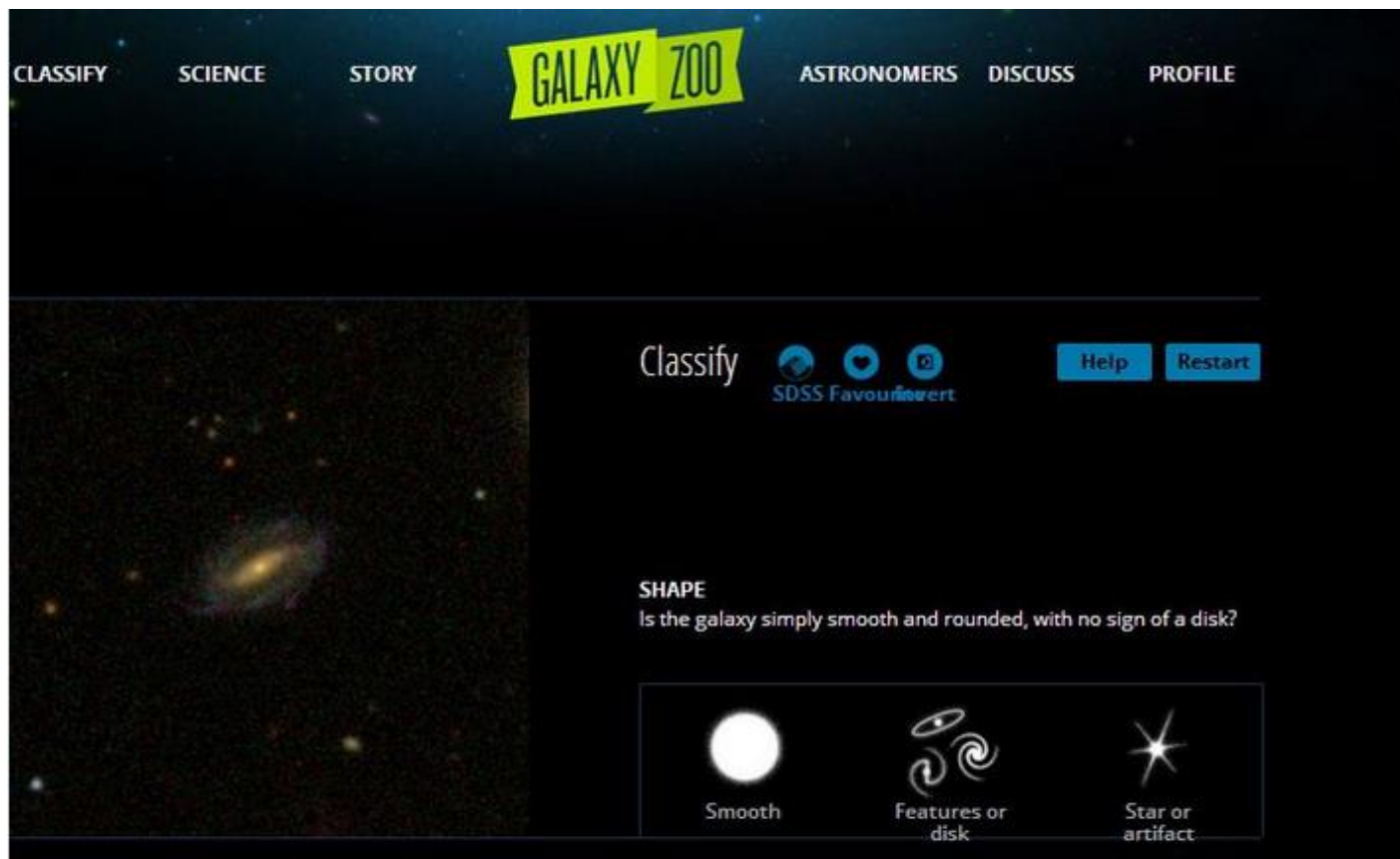
# 案例二

## ■ 星系动物园（Galaxy Zoo）

- 2007年启动于英国牛津
- 天文学家凯文·沙文斯基（Kevin Schawinski）瞪着眼睛瞧完了斯隆数字巡天计划拍摄的5万张图片。但沙文斯基的导师建议他完成95万张图像。他的眼睛累得快要掉出眼窝了，便去了一家酒馆。他在那里遇到了克里斯·林托特（Chris Lintott）。在他的帮助下成立了星系动物园
- 2007年7月在网上展开的“星系动物园”计划被称为“天文学研究中一次规模最大的普查活动”。志愿者的任务就是通过网上的图片对100万最明亮的“疑似”星系进行识别，分辨出图中究竟是漩涡星系还是椭圆星系，或者根本就不是星系。

# 案例二

## ■ 星系动物园（Galaxy Zoo）



# 创意实践

- 谣言识别

- 如何遏制网络谣言？

- 路况报告、吸烟举报

- 定位

- 论文发表

- 众包阅读、众包写作.....

# 社会工程学

- 利用“人”的脆弱性
  - 电信/网络诈骗
  - 网络安全
    - 最脆弱的安全环节是人
  - 认知偏差

课间休息



# 课程内容

## ■ 人计算

- 寄生计算
- 游戏
- 众包

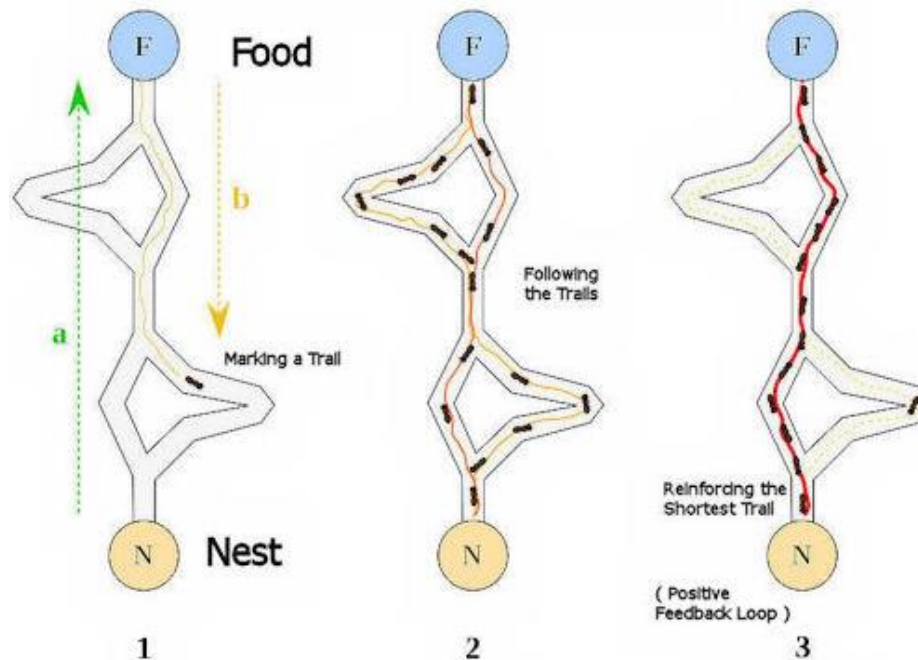
## ■ 群体智能的回顾

- 群体智能优化算法
- 博弈

# 蚁群优化算法

## ■ ACO: Ant Colony Optimization

- 一种解空间搜索方法
- 适用于求解离散优化问题



# 蚁群优化算法

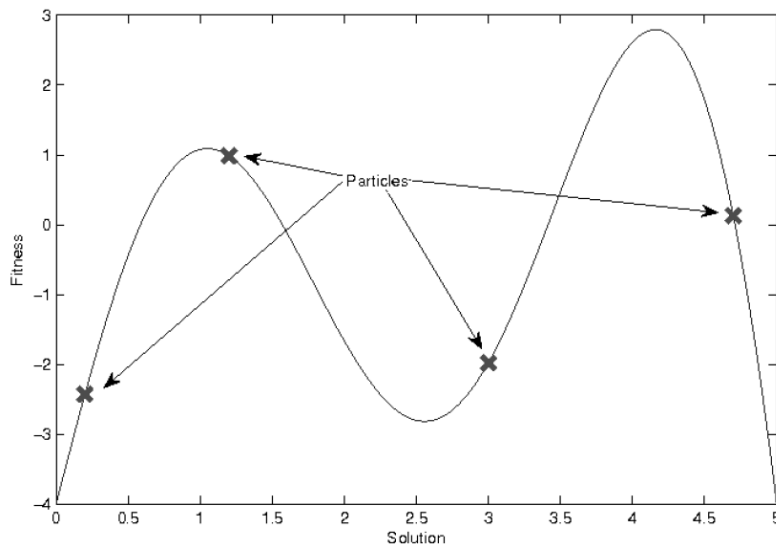
## ■ 形式化

- 每个蚂蚁对应一个计算智能体
- 蚂蚁依概率选择候选位置进行移动
- 在经过的路径上留下“信息素”（Pheromone）
- “信息素” 随时间挥发
- “信息素” 浓度大的路径在后续的选择中会以更高的概率被选取

# 粒子群优化算法

## ■ PSO: Particle Swarm Optimization

- 通过粒子群在解空间中进行搜索，寻找最优解（适应度最大的解）
- 适用于求解连续优化问题



# 粒子群优化算法

## ■ 算法过程描述

### □ 初始化

- 初始化粒子群：每个粒子的位置和速度，即 $x_0^{(i)}$ 和 $v_0^{(i)}$
- $p_{best}^{(i)}$ 和 $g_{best}$

### □ 循环执行如下三步直至满足结束条件

- 计算每个粒子的适应度： $f(x_n^{(i)})$
- 更新每个粒子历史最好适应度及其相应的位置，更新当前全局最好适应度及其相应的位置
- 更新每个粒子的速度和位置

$$v_{n+1}^{(i)} = v_n^{(i)} + c_1 * r_1 * (p_{best}^{(i)} - x_n^{(i)}) + c_2 * r_2 * (g_{best} - x_n^{(i)})$$

$$x_{n+1}^{(i)} = x_n^{(i)} + v_{n+1}^{(i)}$$

# 博弈的基本概念：以剪刀-石头-布为例

## ■ 局中人

- 玩家一和玩家二

## ■ 策略集

- {剪刀、石头、不}

## ■ 效用函数

- 如右图

		玩家二		
		剪刀	石头	布
玩家一	剪刀	0,0	-1,1	1,-1
	石头	1,-1	0,0	-1,1
	布	-1,1	1,-1	0,0

# 混合策略纳什均衡

## ■ 混合策略

- 每个局中人以某个概率分布在其策略集中选择策略
  - 剪刀-石头-布博弈中，玩家以概率 $p_1, p_2, p_3$ 选择纯策略剪刀、石头和步

## ■ 混合策略下的纳什均衡

- 一个局中人的纳什均衡策略是使其他局中人选择任意一个纯策略获得的期望效用相等

# 混合策略纳什均衡

## ■ 例子：剪刀-石头-布

- 玩家一的策略选择分布记为  $p = \{p_1, p_2, p_3\}$ ,  $p_1 + p_2 + p_3 = 1$
- 玩家二每个纯策略选择的期望效用为
  - 剪刀:  $0 * p_1 + (-1) * p_2 + 1 * p_3 = -p_2 + p_3$
  - 石头:  $1 * p_1 + 0 * p_2 + (-1) * p_3 = p_1 - p_3$
  - 布:  $(-1) * p_1 + 1 * p_2 + 0 * p_3 = -p_1 + p_2$
- 令玩家二的每个纯策略的期望效用相等

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & -2 \\ 2 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p_1 \\ p_2 \\ p_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$

- 解得:  $p_1 = p_2 = p_3 = \frac{1}{3}$

## ■ 剪刀-石头-布的混合纳什均衡态

- 每个玩家各以1/3的概率选择剪刀、石头和布
- 期望收益为0

玩家一

玩家二

	剪刀	石头	布
剪刀	0,0	-1,1	1,-1
石头	1,-1	0,0	-1,1
布	-1,1	1,-1	0,0



# 混合策略纳什均衡

- 混合策略纳什均衡一定存在
  - 对于每个局中人有 $n$ 个备选策略的博弈，求解混合策略纳什均衡等价于求解一个 $n$ 元一次方程组
  - 该方程组至少存在一个解；
  - 可以有无穷多个解，例如田忌赛马

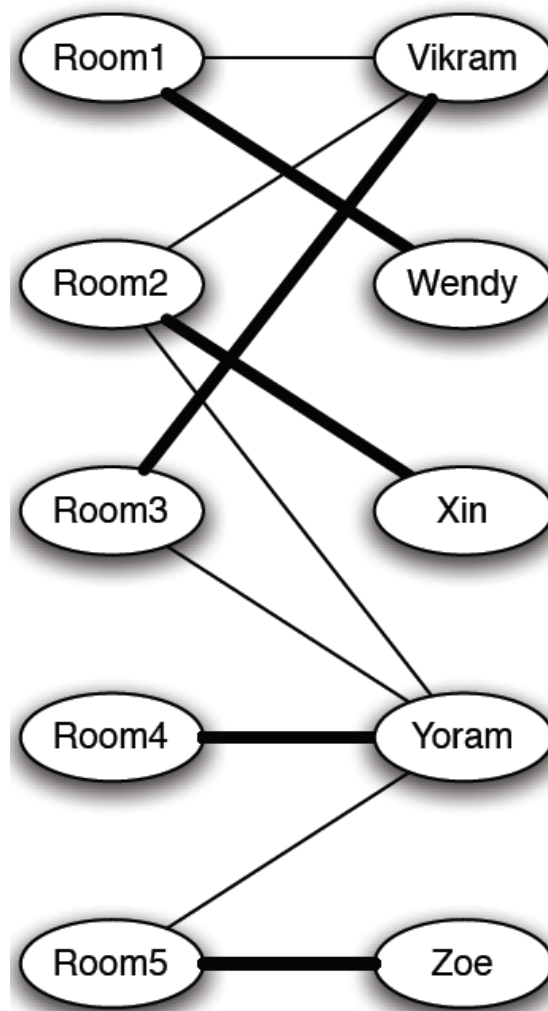
# 完全匹配

## ■ 完全匹配

- 对于两类节点集合大小一样的二部图，选择数目和节点个数一样的边，使得每类节点中的任意一个节点在另一类节点中都有唯一的对应者

## ■ 如何判断一个二部图是否存在完全匹配呢？

- 如果存在，找到这个完全匹配即可
- 如果不存在，怎么办呢？



# 匹配定理

## ■ 匹配定理

- 对于左右两部节点数相同的二部图，如果其不存在完全匹配，那么该二部图一定包含一个受限集。

## ■ 受限集

- 假设 $S$ 是二部图某部节点集的子集， $N(S)$ 是 $S$ 的邻居节点集合（注意：该集合的节点一定来自二部图的另一部节点集合），如果 $N(S)$ 中的节点个数 $|N(S)|$ 小于 $S$ 中的节点个数 $|S|$ ，即 $|N(S)| < |S|$ ，则称 $S$ 为受限集

# 市场结清价格的存在性

## ■ 寻找市场结清价格的过程

- 步骤1：初始时，所有卖方的价格为0
- 步骤2：构建买方偏好图，检查其是否存在完全匹配
  - 如果存在，当前价格是市场结清价格
  - 如果不存在，从图中找到一个受限集 $S$ 及其邻居 $N(S)$ ，让  $N(S)$  中的每个卖家的价格增加1
- 回到步骤2（当所有价格都为正时，可以通过让所有价格减去最低价格，使最低价格为0，此操作不影响结果）

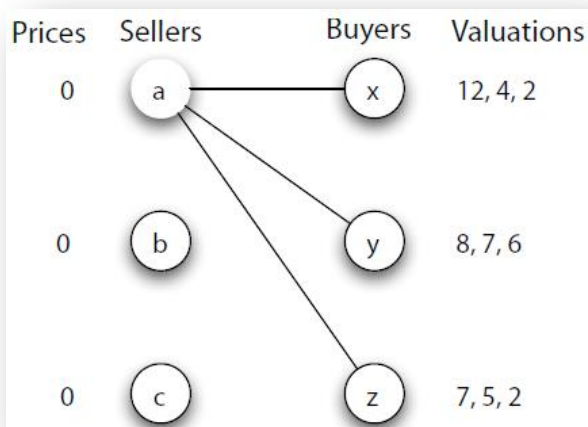
## ■ 收敛性

- 买卖双方的总收益有限
- $|N(S)| < |S|$ ，总收益下降，但不会小于0

# 市场结清价格

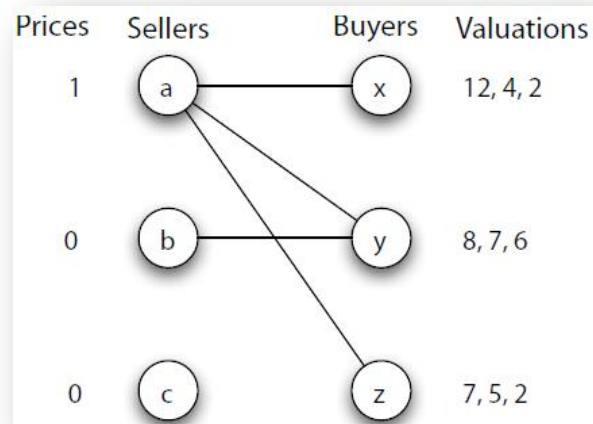
## 寻找市场结清价格的过程示例

第一轮



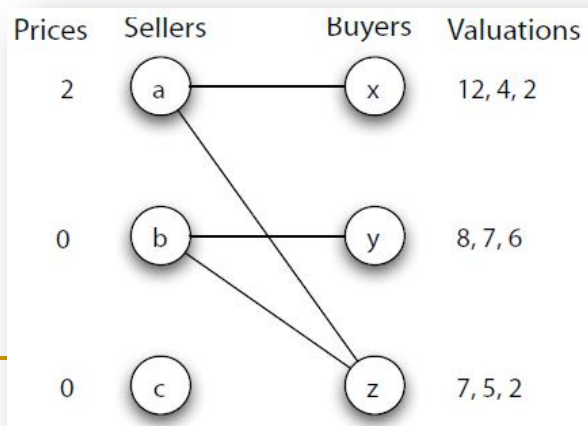
受限集  $S=\{x,y,z\}$ ,  $N(S)=\{a\}$

第二轮



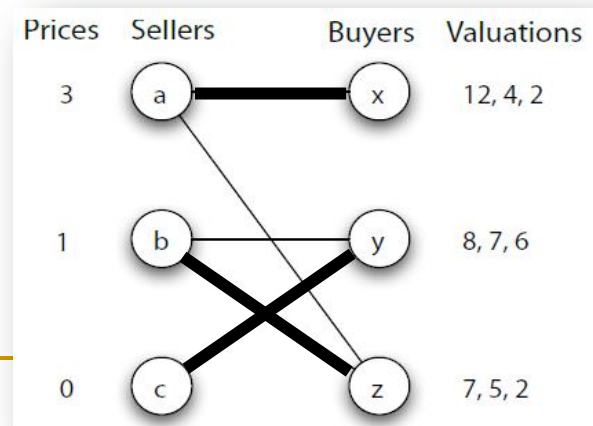
受限集  $S=\{x,z\}$ ,  $N(S)=\{a\}$

第三轮



受限集  $S=\{x,y,z\}$ ,  $N(S)=\{a,b\}$

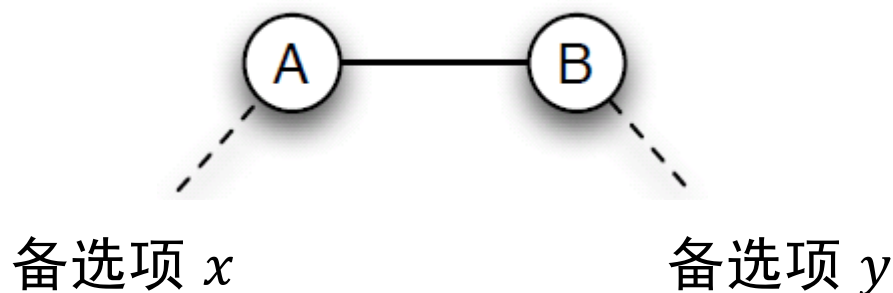
第四轮



# 网络中的议价权

## ■ 有备选项的议价

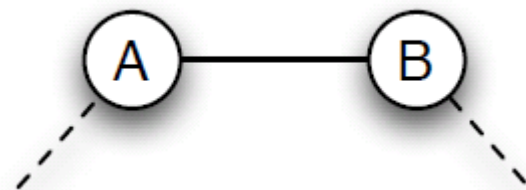
- A和B二人议价，确定分配比例
- A的备选项收益为 $x$
- B的备选项收益为 $y$
- 要求：  $x + y \leq 1$ ； 否则A和B达不成交易



# 纳什议价解

## ■ 议价的对象

- 如何分配“剩余价值”  $s = 1 - x - y$



备选项  $x$

备选项  $y$

## ■ 纳什议价解

- A的收益是:  $x + \frac{s}{2} = \frac{1+x-y}{2}$

- B的收益是:  $y + \frac{s}{2} = \frac{1+y-x}{2}$

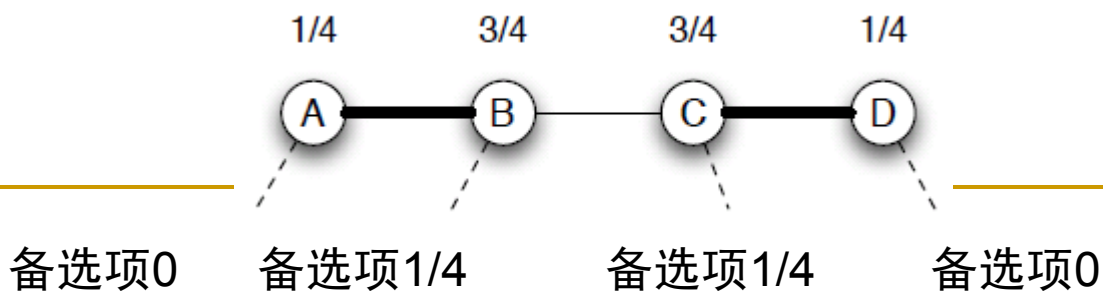
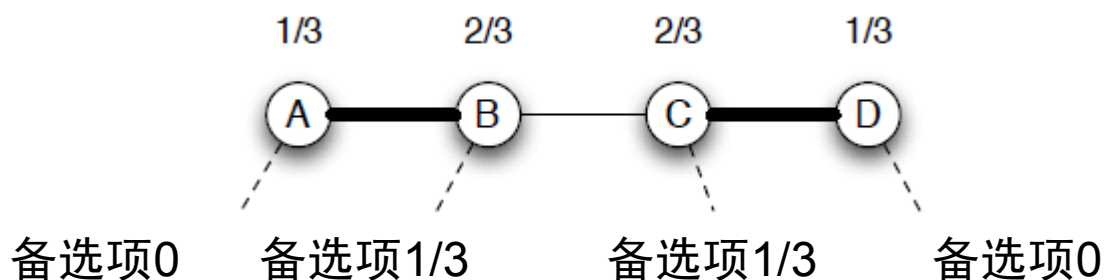
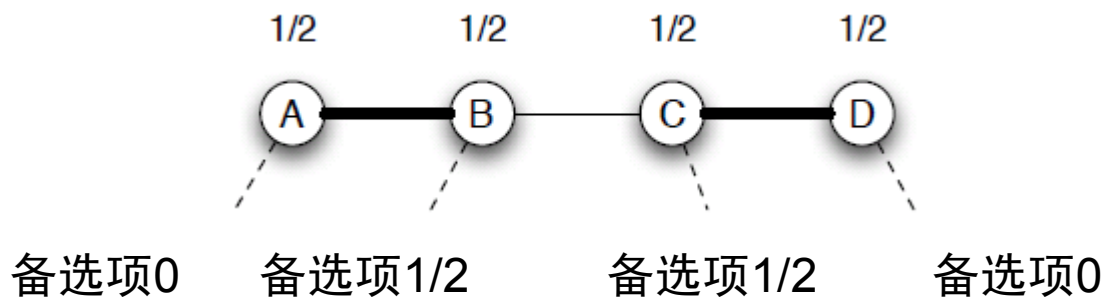
# 均衡结局

- 均衡结局 (balanced outcome)
  - 给定一个结局，如果结局中的任意一个参与配对的边都满足纳什议价解的条件，则称该结局是均衡结局
- 注意：均衡结局一定是稳定结局
  - 因此，在寻找均衡结局时，可以先寻找稳定结局，进而确定均衡结局



# 均衡结局

- 下列哪些结局是均衡结局？



下课