《知识图谱: 概念与技术》

知识图谱的众包构建

知识图谱的构建需要人力介入

- 人机混合智能是目前人工智能发展的主要形态
- 知识是人类认知世界的结果
- 通过数据驱动的自动化获取方法只能获取知识的有限子集
- 因此，人力介入是数据驱动方法的有力补充

本章大纲

- 知识型众包的基本概念
- 知识型众包的研究问题
- 众包在知识图谱构建与精化过程的作用

知识型众包的基本概念

众包的基本概念

- 众包（crowdsouring) ——群众外包
- 互联网时代，利用大量的网络用户来获取需要的服务
- 众包的优势：价格低廉、灵活

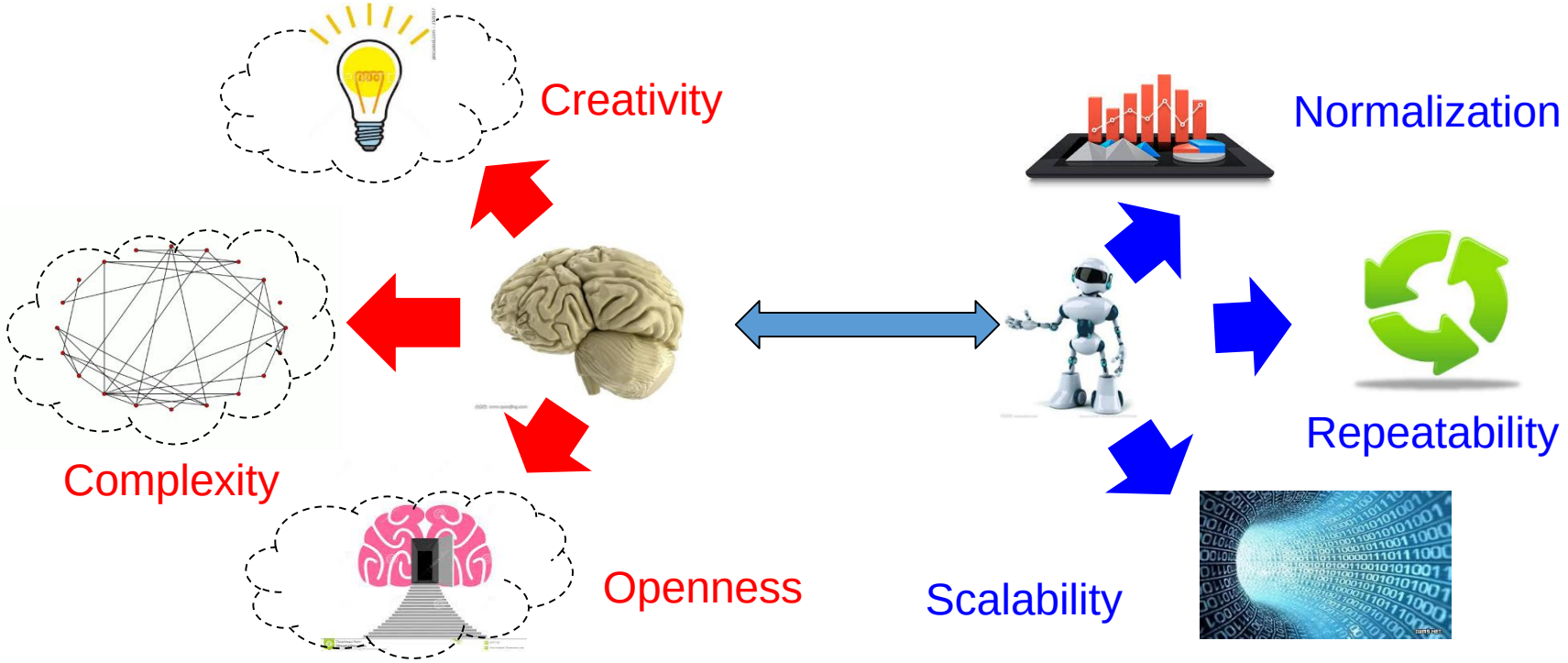
传统众包特点

- 任务单一
- 任务评价方法简单
- 工人要求单一
- 工人门槛较低
- 工人数量相对较多

传统众包的核心问题是优化任务与工人的匹配，提高用户体验度！

知识型众包

- 任务特点：与知识相关
- 是众包的一个分支
- 是沟通机器与人脑之间的桥梁



知识型众包应用特例

reCAPTCHAs

ImageNet Labeling

amazon
beta
mechanical turk

Amazon MTurk

WIKIPEDIA

知识型众包已经成为知识收集、数据标注的重要手段

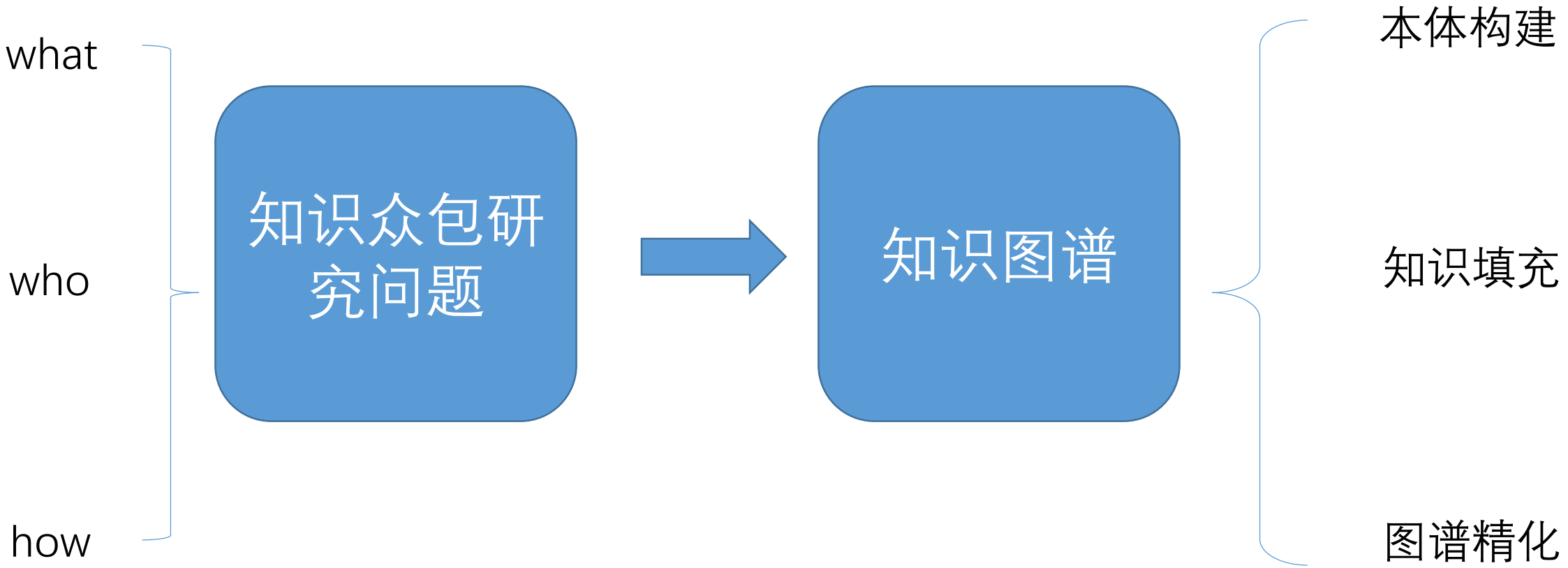
知识型众包特点

- 任务多样性强
  - 数据：图像、文本
  - 任务类型：情感分析、搜索结果排序、数据标注、数据分类、图像或音视频标注
  - 难易程度
- 工人多样性强
  - 文化程度
  - 投入程度
  - 专业领域
  - 完成任务动机
- 任务质量难以评价
  - 没有Ground-truth
  - 很难衡量工人置信度
  - 评价本身的花费高
- 任务质量影响较大
  - 错误知识隐藏较深，很难被定位出
  - 知识推理会扩大错误

知识型众包基本框架


amazon
beta
mechanical turk
设计、挑选任务
挑选工人
认领任务
结果质量控制
返回任务
支付报酬

授课大纲



知识型众包的研究问题

知识型众包研究问题

- 将什么任务交给众包（What)
- 如何筛选工人（Who）
- 如何完成众包（How)
  - 如何设计问题
  - 如何激励工人
  - 如何控制质量
  - 如何最大化利用众包

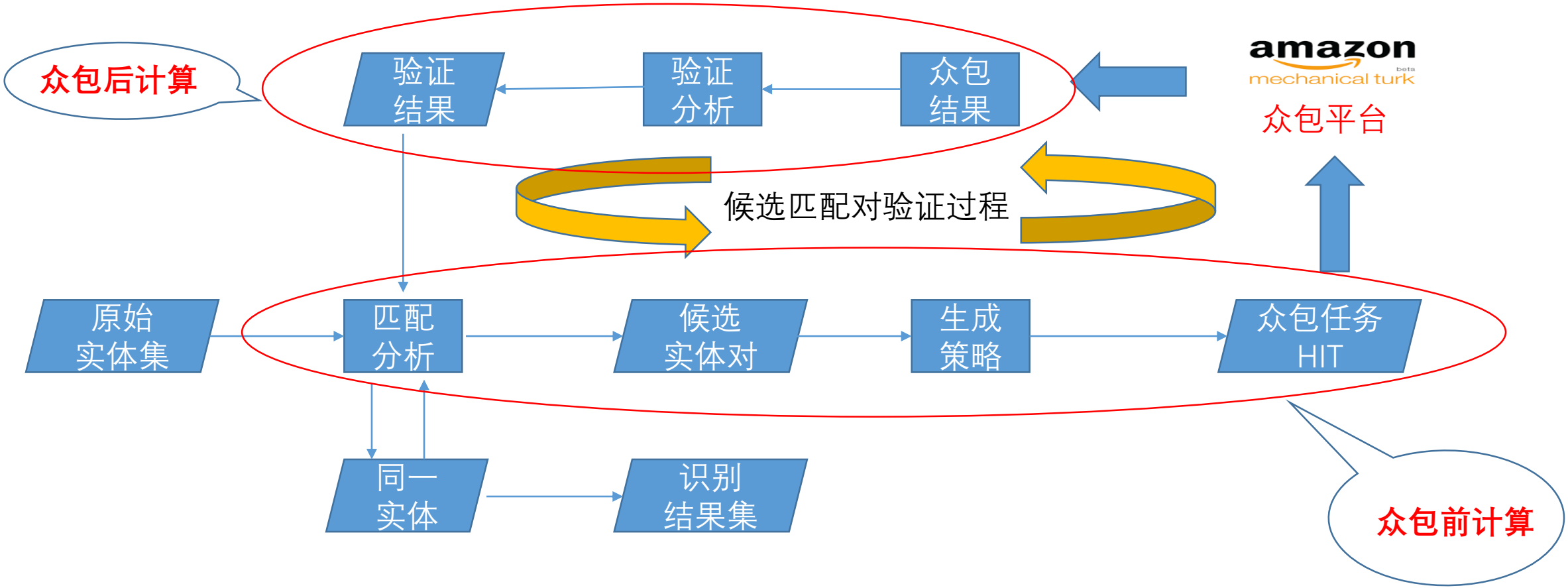
将什么任务交予众包

- 任务选择
  - 目的：节约金钱与时间
  - 选择最重要的任务
  - 选择人最擅长而计算机不擅长的任务
- 与知识图谱相关的任务选择
  - 实体匹配
  - 本体匹配

自动化实体匹配的难处：
- 新词层出不穷（训练集难以Cover）
- 实体结构复杂，不规范（规则难以制定）
- 与上下文有关

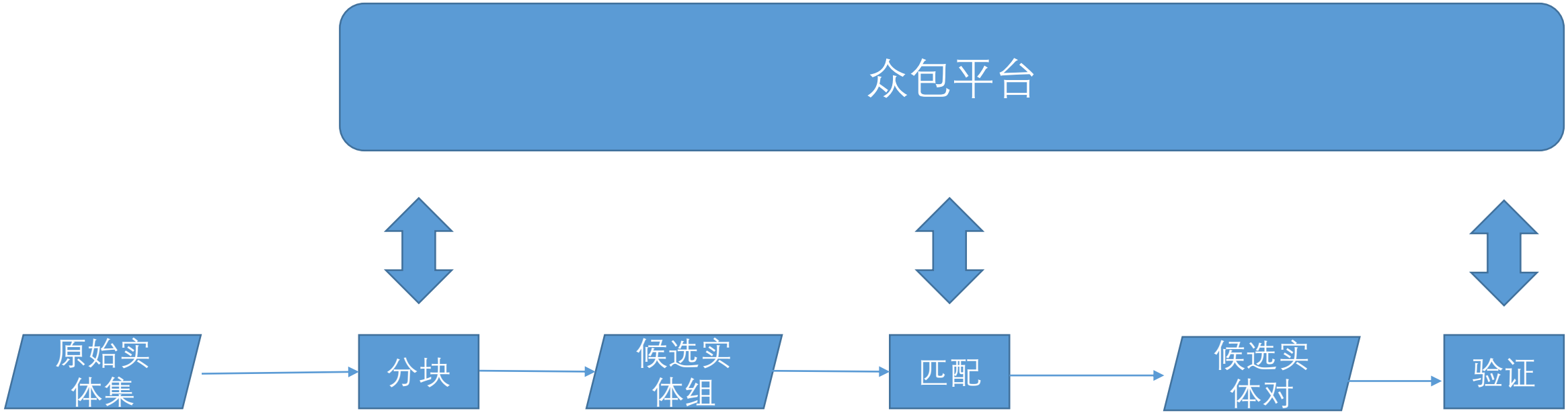
众包完成以上任务的特点：
- 高准确度
- 高代价
- 适应性好

基于众包的实体匹配



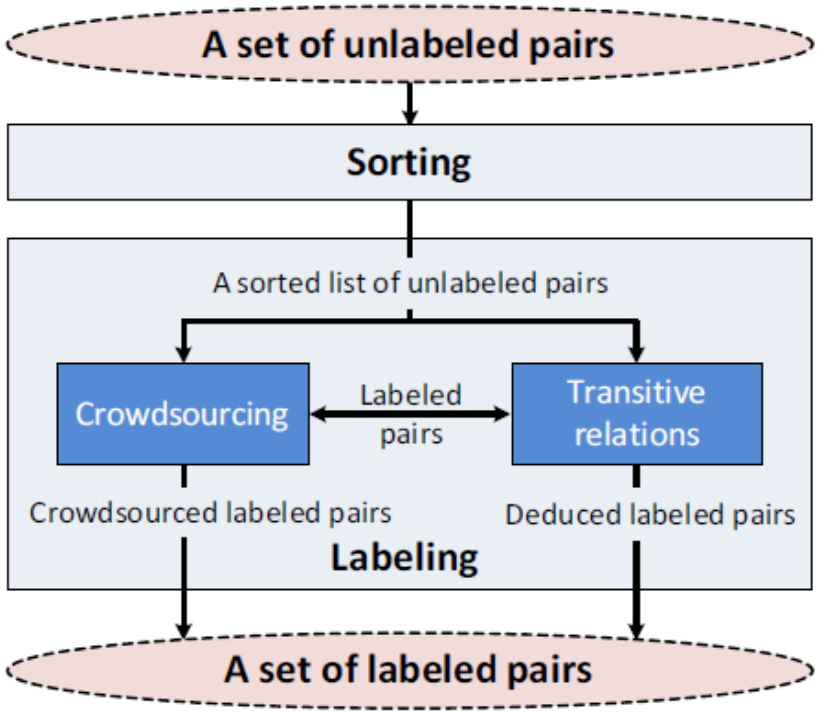
《实体识别技术》，申德荣 等，Ch6.3

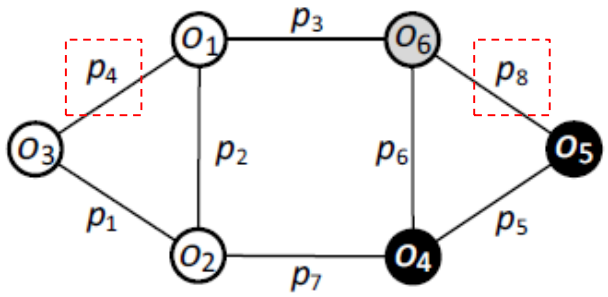
结合多众包步骤的实体匹配框架



《实体识别技术》，申德荣 等，Ch 6.3

利用众包进行实体匹配[SIGMOD13]



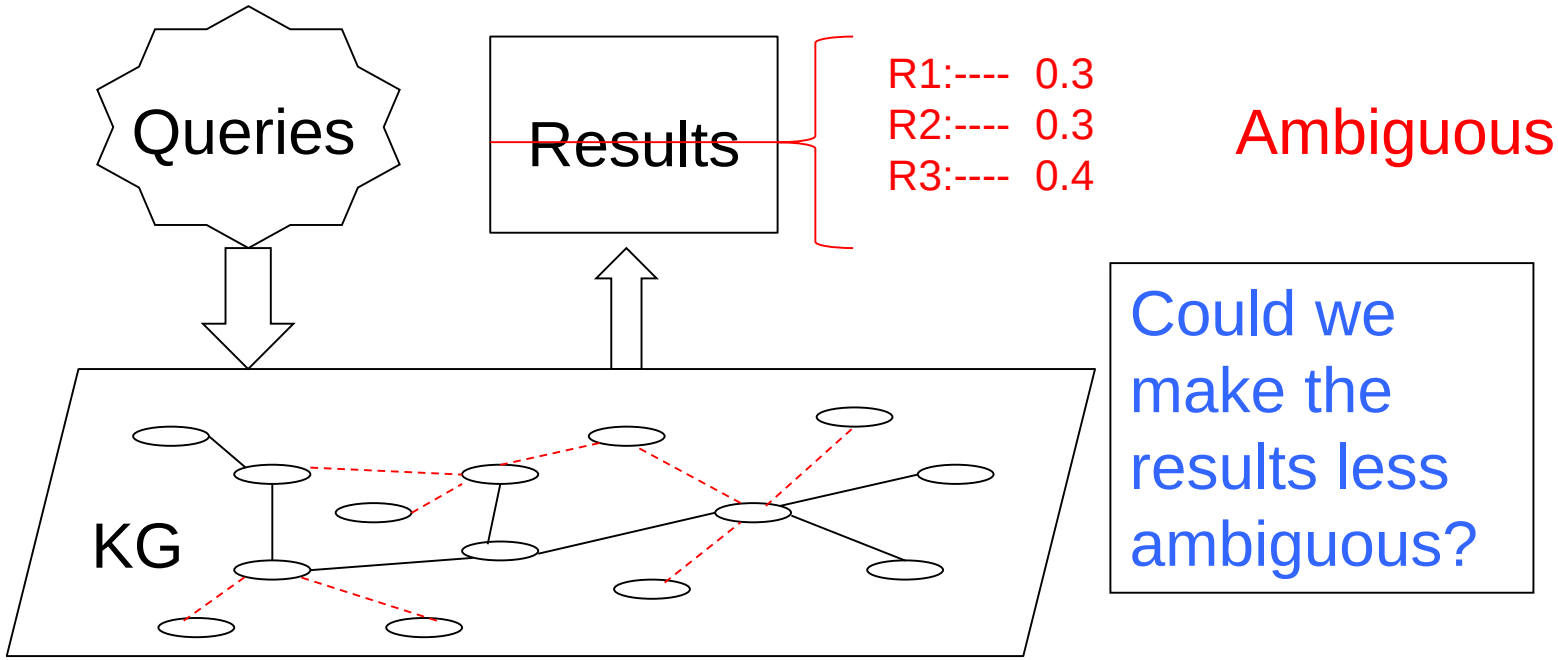


ID	Object
o_1	iPhone 2nd Gen
o_2	iPhone Two
o_3	iPhone 2
o_4	iPad Two
o_5	iPad 2
o_6	iPad 3rd Gen

ID	Object Pairs	Likelihood
p_1	(o_2, o_3)	0.85
p_2	(o_1, o_2)	0.75
p_3	(o_1, o_6)	0.72
p_4	(o_1, o_3)	0.65
p_5	(o_4, o_5)	0.55
p_6	(o_4, o_6)	0.48
p_7	(o_2, o_4)	0.45
p_8	(o_5, o_6)	0.42

合理调整众包任务的顺序和知识推理，降低众包开销！

知识图谱清洗 [TKDE17]



Ambiguous

Could we make the results less ambiguous?

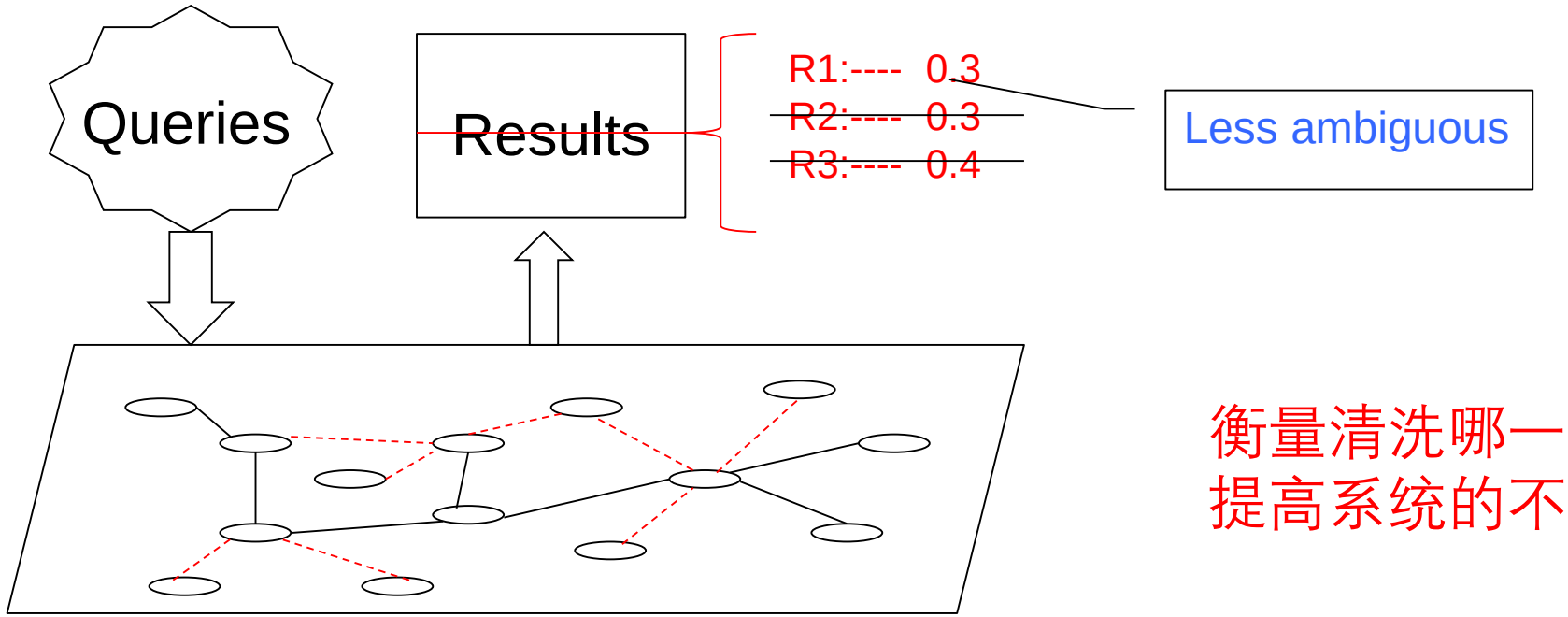
Open IE / RE

Internet Documents

- Incomplete docs
- Conflict sources
- Imprecise NLP

Uncertain Relationship

知识图谱清洗



衡量清洗哪一条边会最大程度提高系统的不确定性

$$P^*(e) = \frac{\sum_{G \in G(J_e, J_{\bar{e}})} Pr(G)}{p(e)}$$

众包任务选取原则

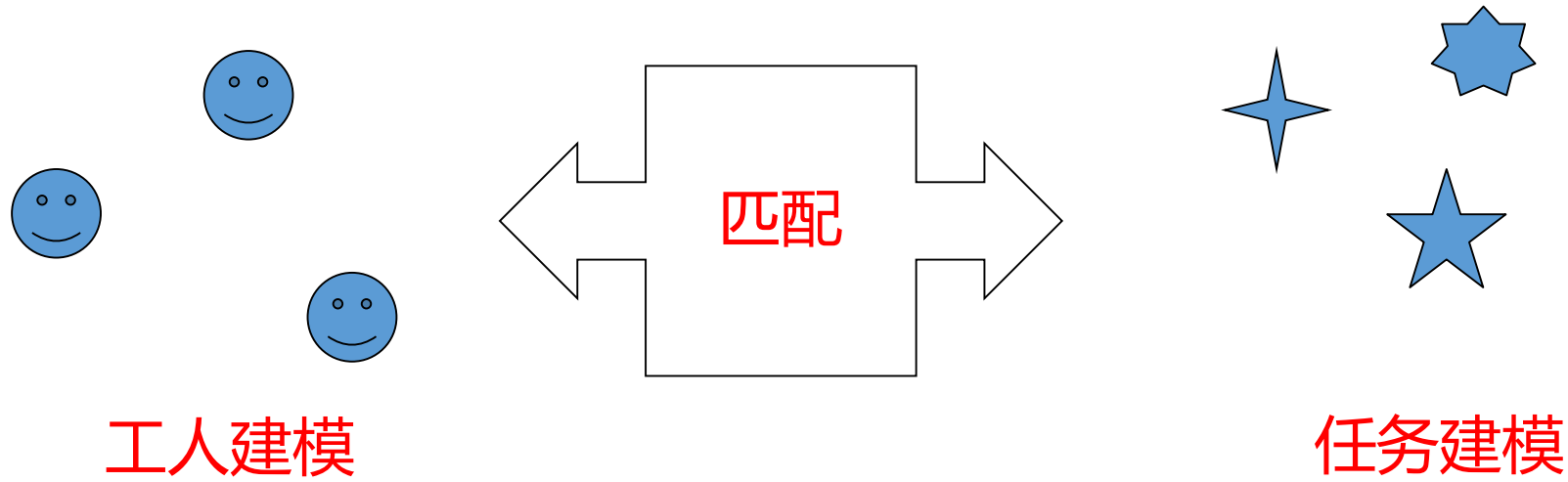
- 知识型众包偏爱小任务
  - 利用碎片化时间、快速收到报酬
- 局部的众包结果会对全局产生影响
- 需要量化这种影响
  - 量化模型可能很复杂
- 不同的任务影响不同
  - 因此对不同任务量化影响是数据管理领域关注的热点

知识型众包研究问题

- 将什么任务交给众包（What)
- 如何筛选工人（Who）
- 如何完成众包（How)
  - 如何设计问题
  - 如何激励工人
  - 如何控制质量
  - 如何最大化利用众包

两种众包工人选择方法

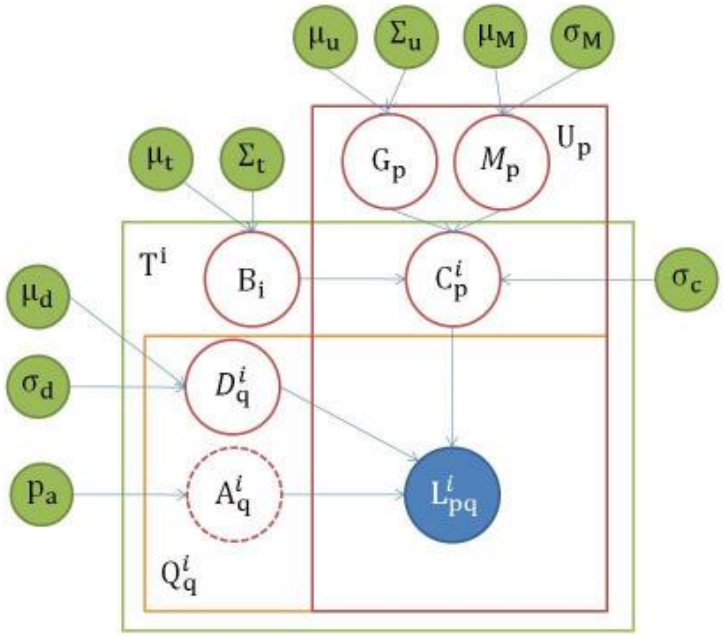
- 被动众包
  - 所有任务由工人方发出*选取*
  - 工人在正式工作前可能会参与一些技能测试
- 主动众包



主动众包

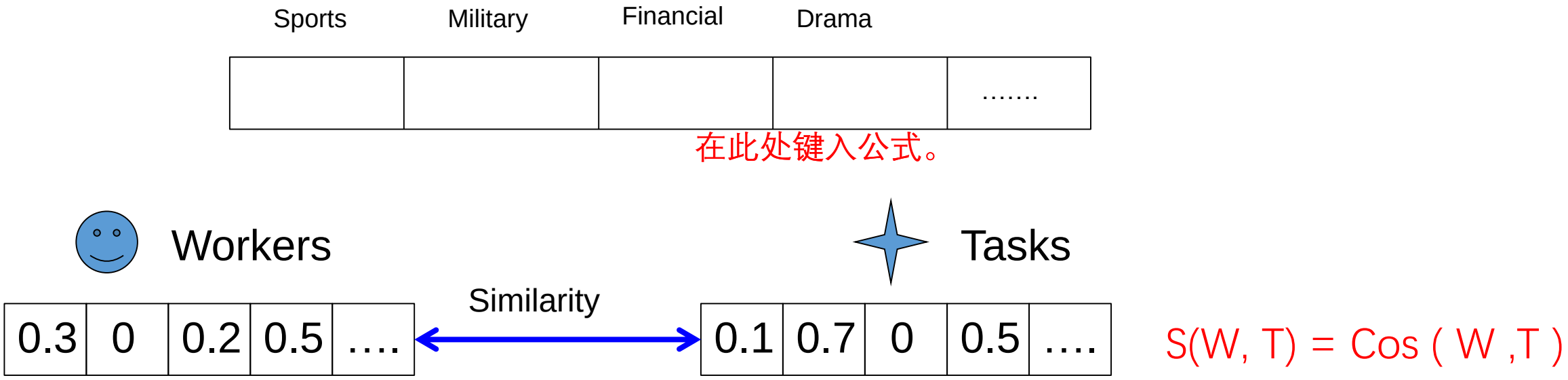
- 任务分配
  - 随机分配
  - 按照其他因素排序（时间、工人质量等）
    - 寻找质量最高的工人
    - 寻找结果预期最有效的工人
    - 寻找最近的工人

用户建模中的迁移学习[KDD13]



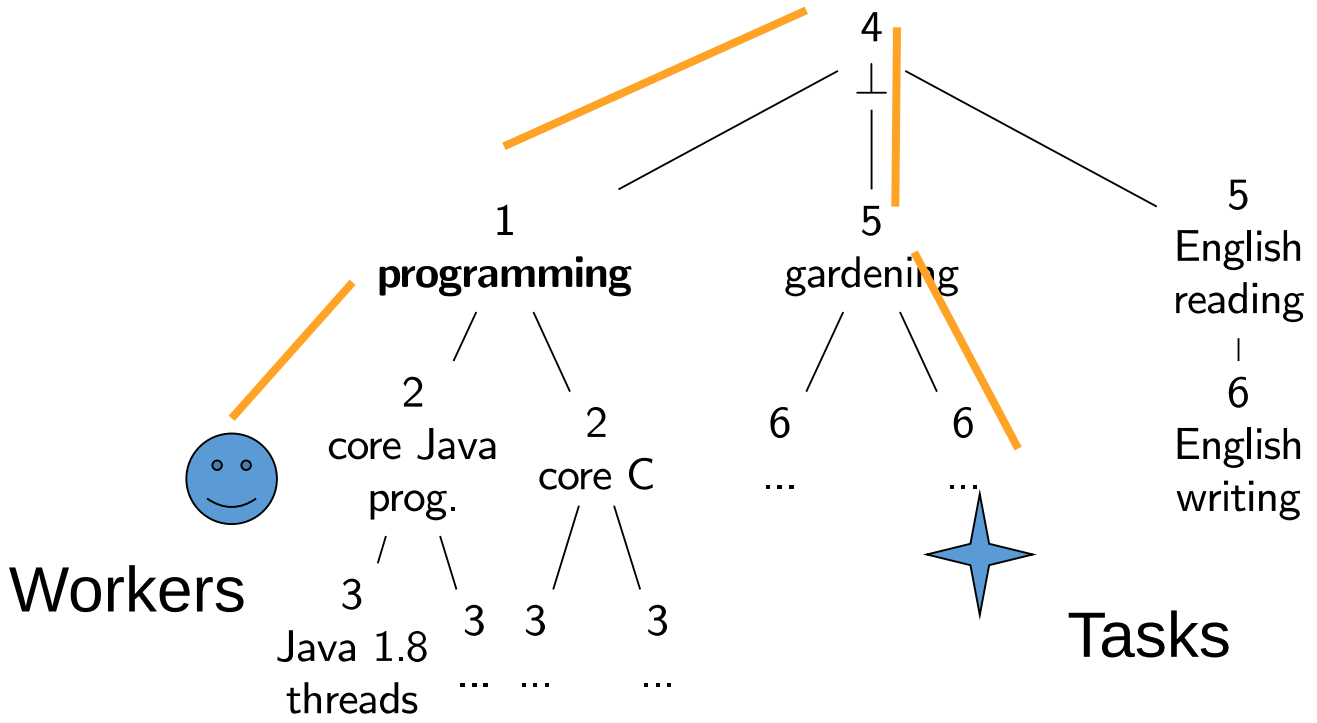
利用领域相似性和迁移学习理论，将用户的领域技能进行迁移推理

基于领域的匹配方式 [VLDB16]



将所有任务分解成13个领域，计算工人与任务在每个领域的相关度

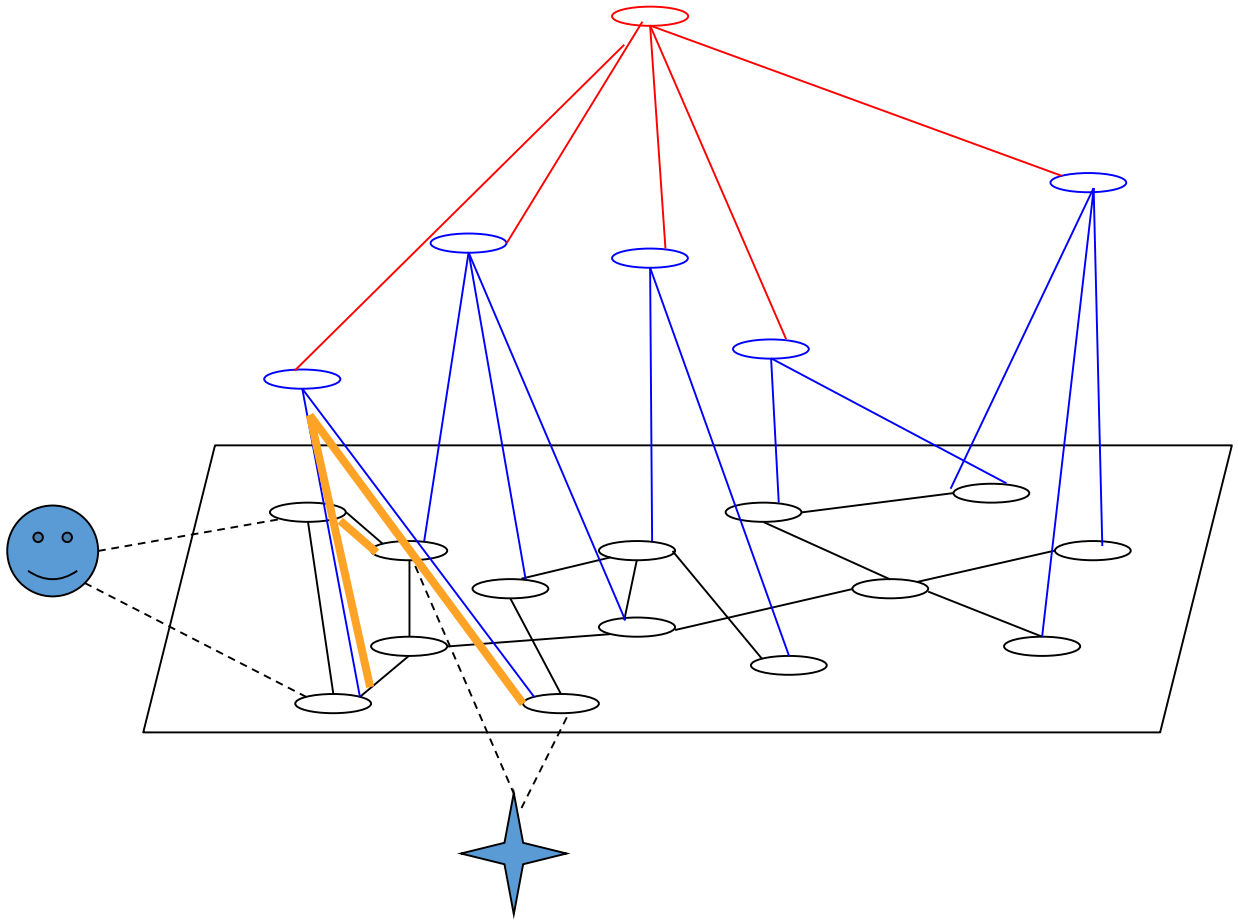
基于技能树的匹配方式 [WWW16]



利用技能树对用户和任务建模，用树上的距离代表任务和用户之间的相关度

$$d(s,s') = \frac{d_{max} - depth(lca(s,s'))}{d_{max}}.$$

树-图结合的方式



在某些任务中，如学术评审，领域交叉性强，光用技能树无法很好对任务建模。

众包任务分配的其他算法

◆ 众包任务分配

- 基于预算/收益的优化[7-9]
  - 研究思路：最大化任务请求人从完成的众包任务中得到的收益
  - 采用方法：Exploration-exploitation分配算法
- 基于任务质量的优化[10]
  - 研究思路：在任务分配策略中加入质量评价（比如accuracy和F值）
  - 采用方法：设计了QASCA系统

不足之处

- 遇到新工人，任务推荐会产生冷启动
- 普通的推荐算法都不能满足（对象不同）
- 用户建模时主要考虑能力匹配，缺乏对其他因素的考虑，如人口学和心理因素

心理因素是否会对众包任务分配产生影响呢？

众包任务分配

- 心理因素作用
  - 将任务分类，比如创造型还是机械型
  - 知识创造（knowledge creation）与心理所有权（psychology ownership) [15]
    - 心理行为：在接收创造型任务的时候，用户会先评估对于这个所需知识的掌握/控制。
    - 如果用户觉得很有自信和把握，就会全身心投入，反之亦然

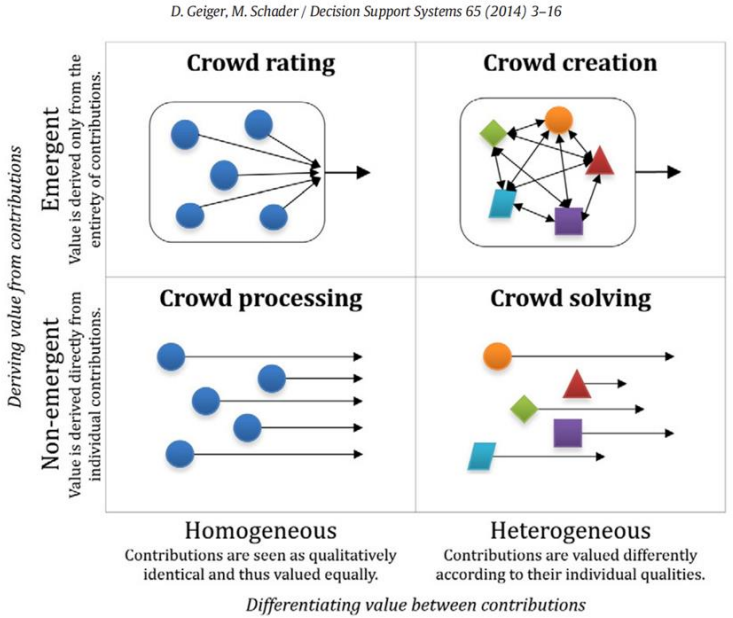


Fig. 1. The four archetypes of crowdsourcing information systems [10].

知识型众包研究问题

- 将什么任务交给众包（What)
- 如何筛选工人（Who）
- 如何完成众包（How)
  - 如何设计问题
  - 如何激励工人
  - 如何控制质量

众包问题设计的两种思路

- 显式众包
  - 工人知道自己正在做众包
  - 是众包的主流方式

- 隐式众包
  - 工人在不知不觉中完成众包
  - 利用第一任务吸引用户，在第二任务中完成众包
  - 价格低廉、效果更好

显式众包

- 传统原则
  - 小任务最受欢迎
  - 判断题 > 选择题 > 填空题
  - 越少交互越好
  - UI很重要
- 最新研究
  - 在花费和准确性之间做权衡
    - 多选与判断题的权衡
  - 众包工作流设计

隐式众包

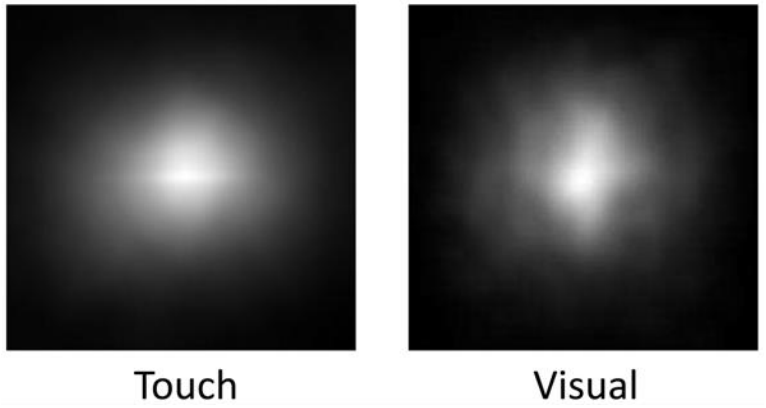
- 游戏
  - 常识性知识获取
  - 地理位置信息获取
- 秘密获取
  - reCAPTCHAs
  - 自动图像焦点获取
  - 自动图像标注
- 利用心理特征
  - 好奇心
  - 注意力分散

常识性知识获取[CHI06]

模板:

- ___ is a kind of ___.
- ___ is used for ___.
- ___ is typically near/in/on ___ .
- ___ is the opposite of ___ / ___ is related to ___ .

视觉焦点获取[TMM 14]



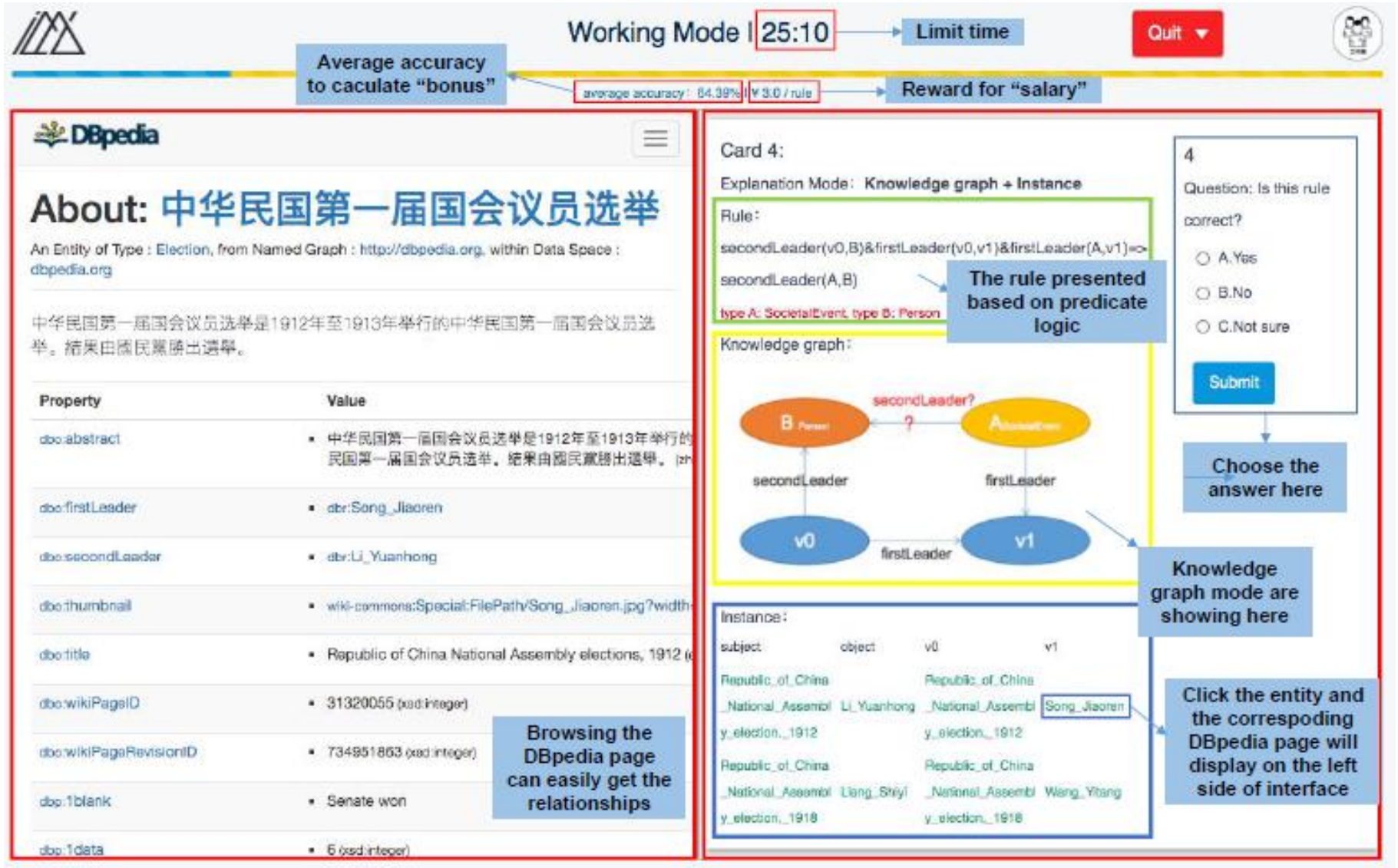
通过用户看到图片时点击屏幕的位置判断图片的焦点。

隐式众包原则

- 在无意识中提出任务
- 工人同时是用户
- 第一任务需要首先满足用户的需求，第二任务才是众包任务
- 第一任务的重要性要充分考虑
- 可以利用好奇心激励用户

显式众包—界面设计

面向知识库的规则抽取
- 自然语言描述
- 图谱描述
- 实例描述



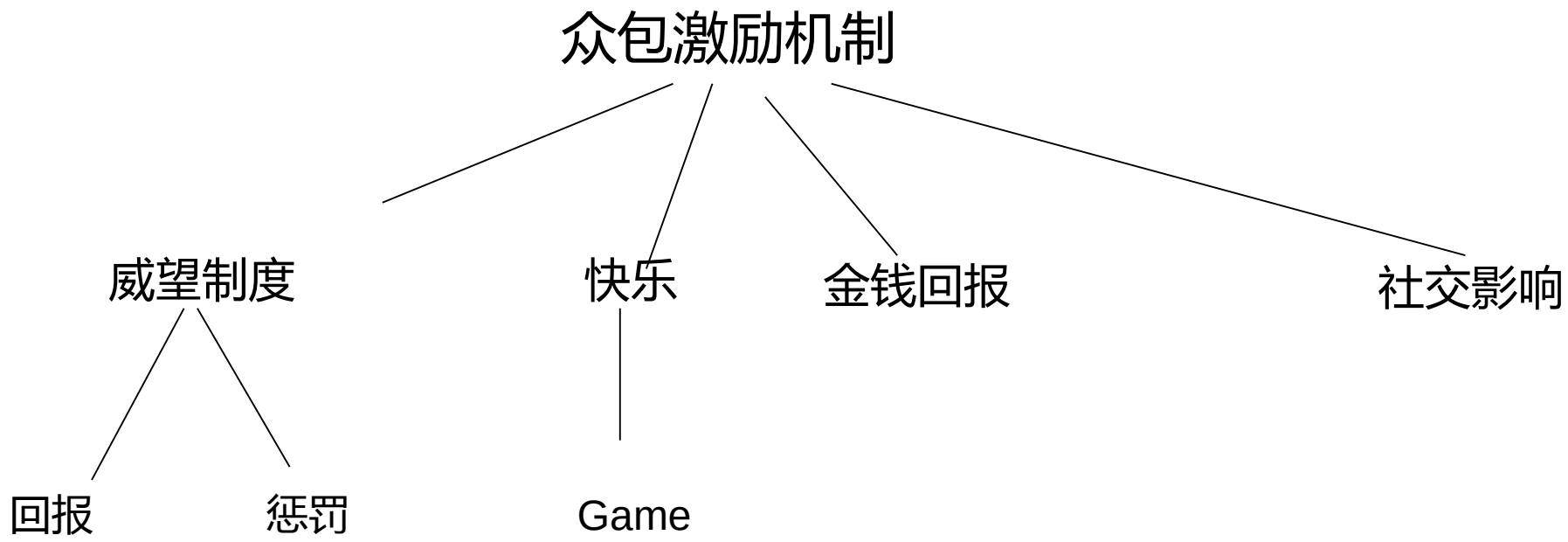
结论

- 以上三种解释元素都可以显著提高众包效率
- 对于简单的知识规则，用自然语言描述最好
- 对于较难的知识规则，用图谱描述最好
- 比较开放的人，觉得实例+图谱的描述帮助最大
- 带有背景专业知识的人，觉得图谱描述帮助最大
- 内向的人更喜欢带有比较的激励方式

知识型众包研究问题

- 将什么任务交给众包（What)
- 如何筛选工人（Who）
- 如何完成众包（How)
  - 如何设计问题
  - 如何激励工人
  - 如何控制质量

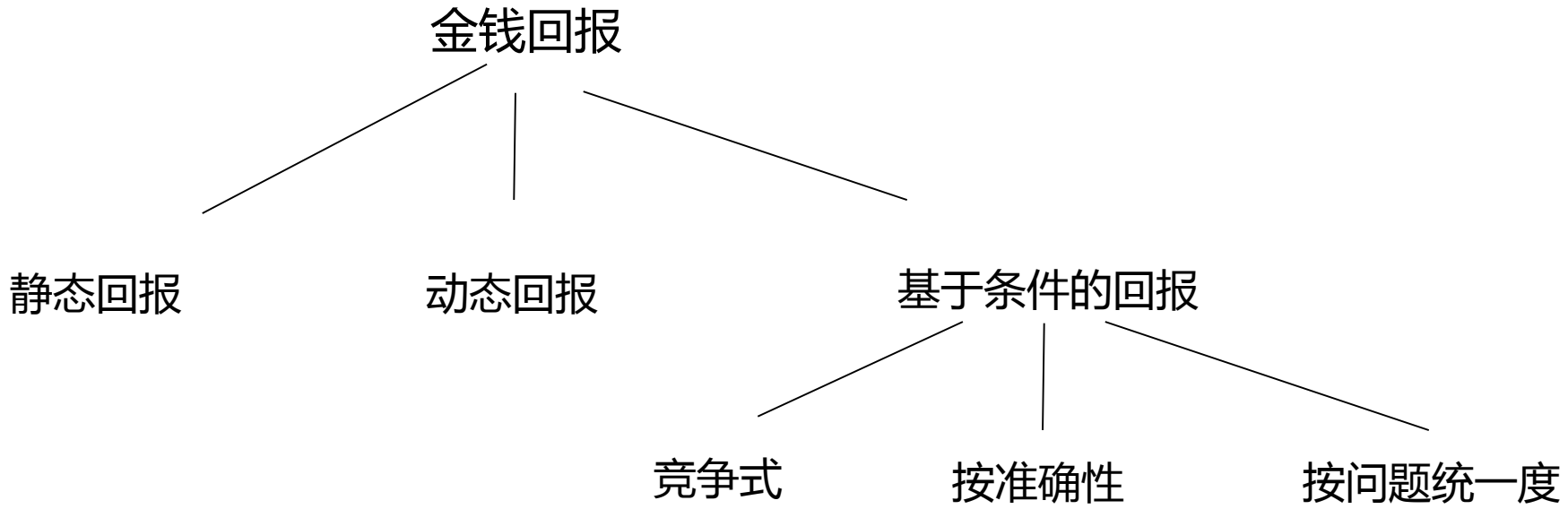
众包激励的分类学



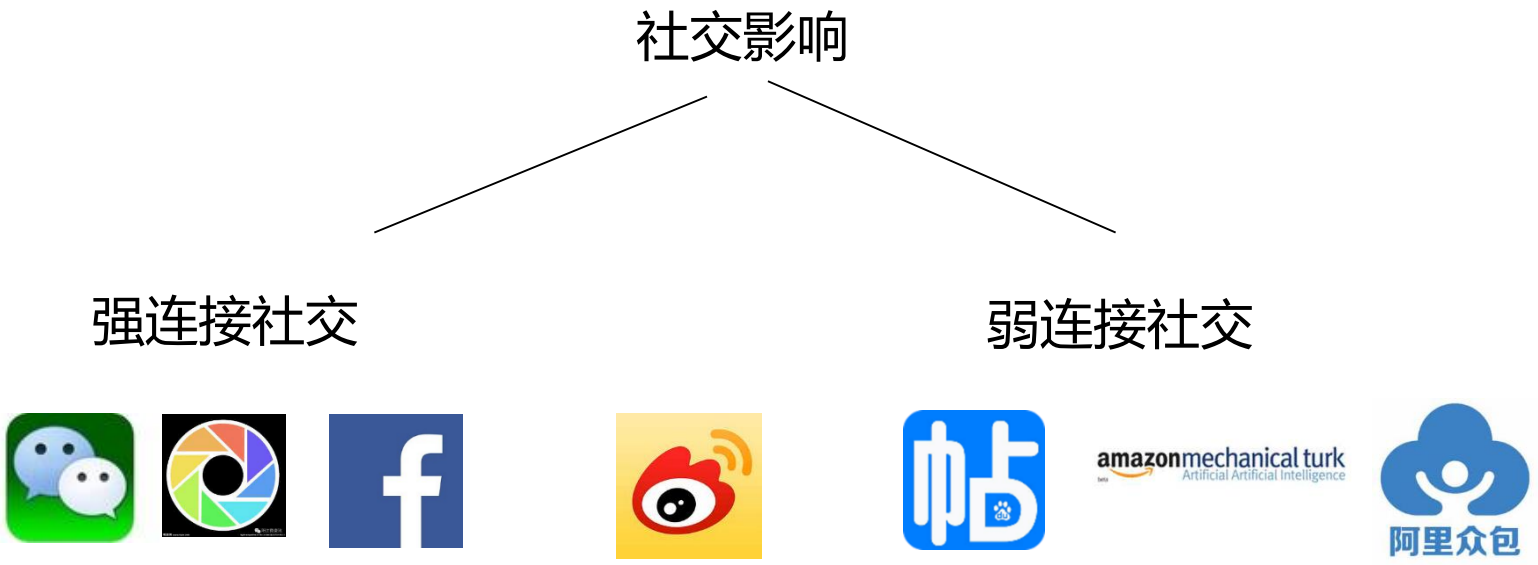
基于娱乐游戏的激励

- 情景：用户在过去的10分钟内一直在为图片打标签。突然她收到了一个小型娱乐活动（micro-diversions)。也许她会被邀请去看一个短而有趣的视频，或者会被告知目前干得很棒并辅以她与其他用户的比较排行榜。
- 结论：小型娱乐活动可能会造成对用户的打断，但更可能在冗长和复杂的众包过程中缓解用户的疲劳和懈怠，并且更新他们的认知资源

众包激励的分类学



众包激励的分类学


社交影响
强连接社交
弱连接社交
amazonmechanical turk
Artificial Artificial Intelligence
阿里众包

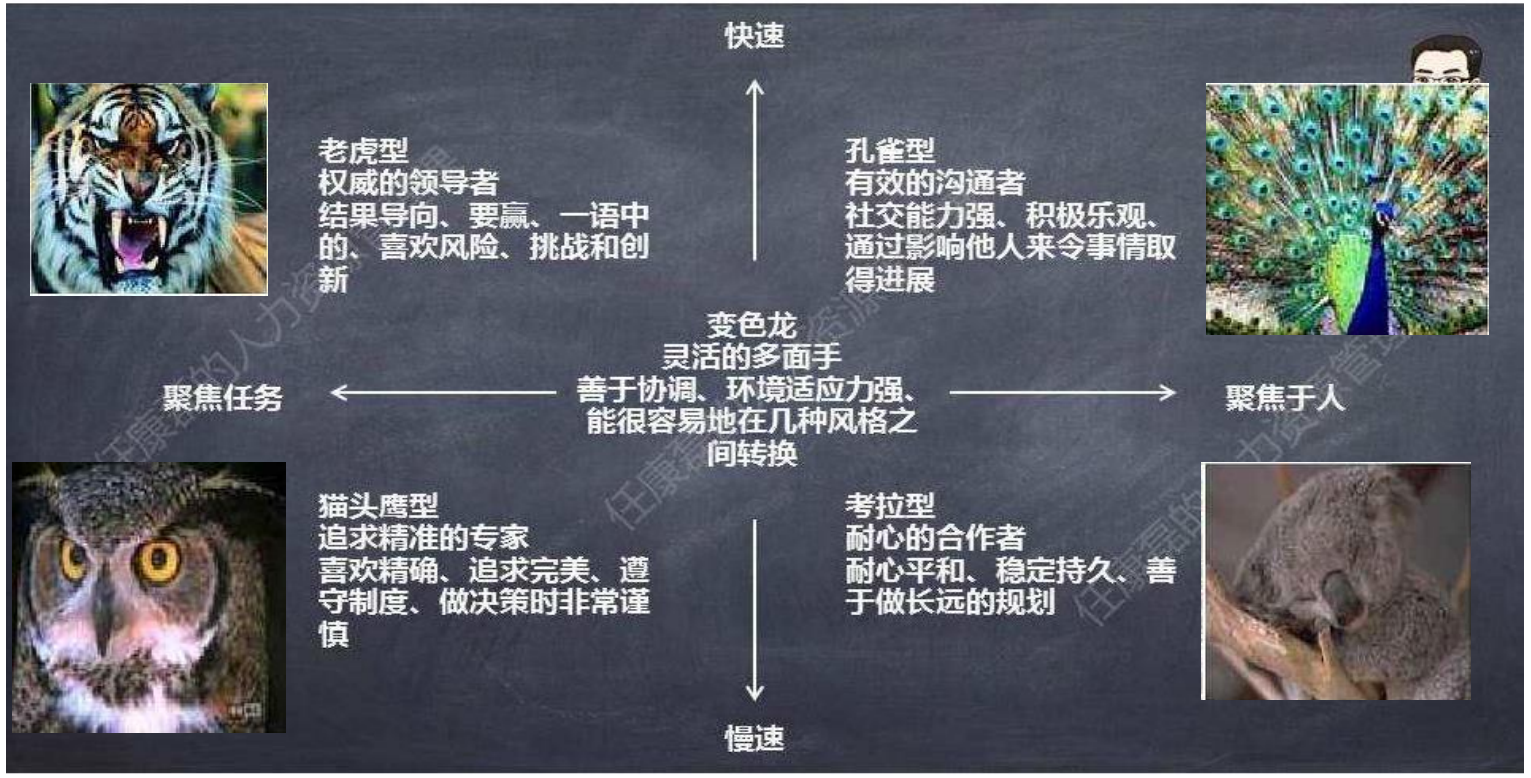
最新研究

- 对于短期任务弱连接社交优于强连接社交
- 混合激励机制

在任务开始阶段利用强社交媒体做宣传，在聚集一定人气后利用弱社交媒体和金钱刺激，在尾段再次利用强社交媒体和金钱刺激手段吸引剩余工人

性格对众包激励的作用

- “老虎型”性格的用户（目标感强）更偏向于实质的物质奖励
- “孔雀型”性格的用户（表现欲强）则更重视社交关系的激励



知识型众包研究问题

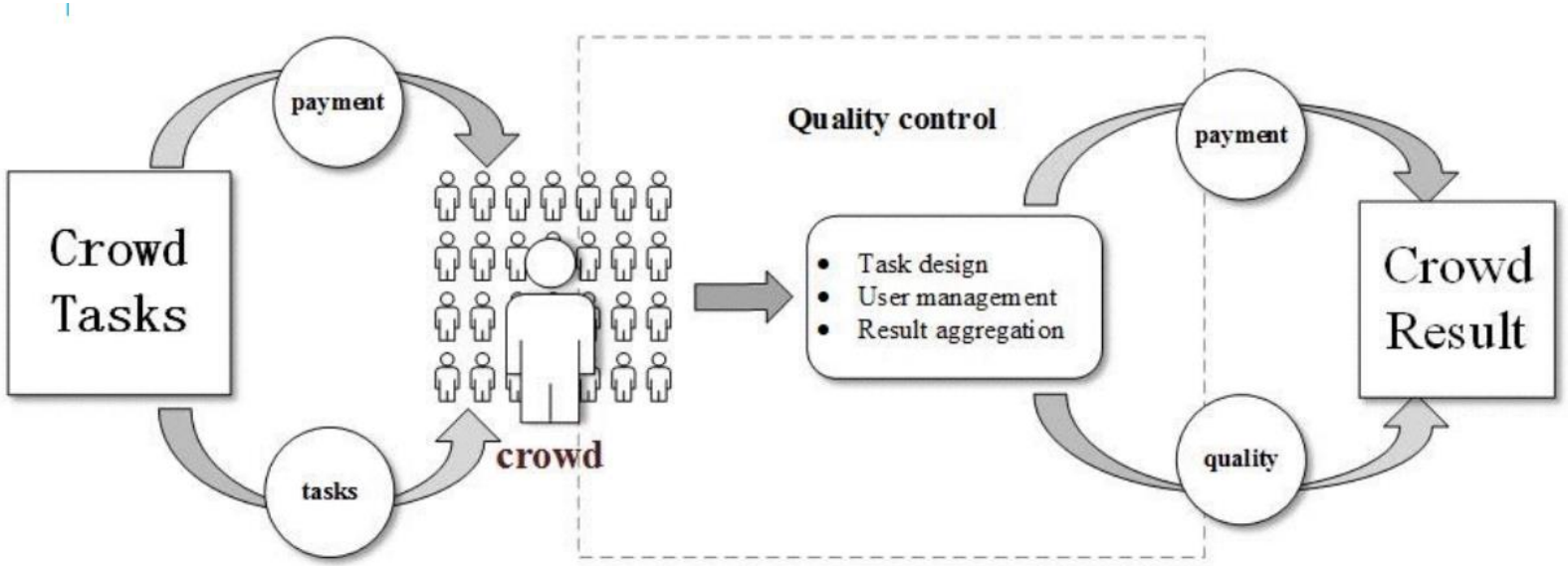
- 将什么任务交给众包（What)
- 如何筛选工人（Who）
- 如何完成众包（How)
  - 如何设计问题
  - 如何激励工人
  - 如何控制质量

众包质量考虑的维度：

正确性
覆盖度
时效性
一致性

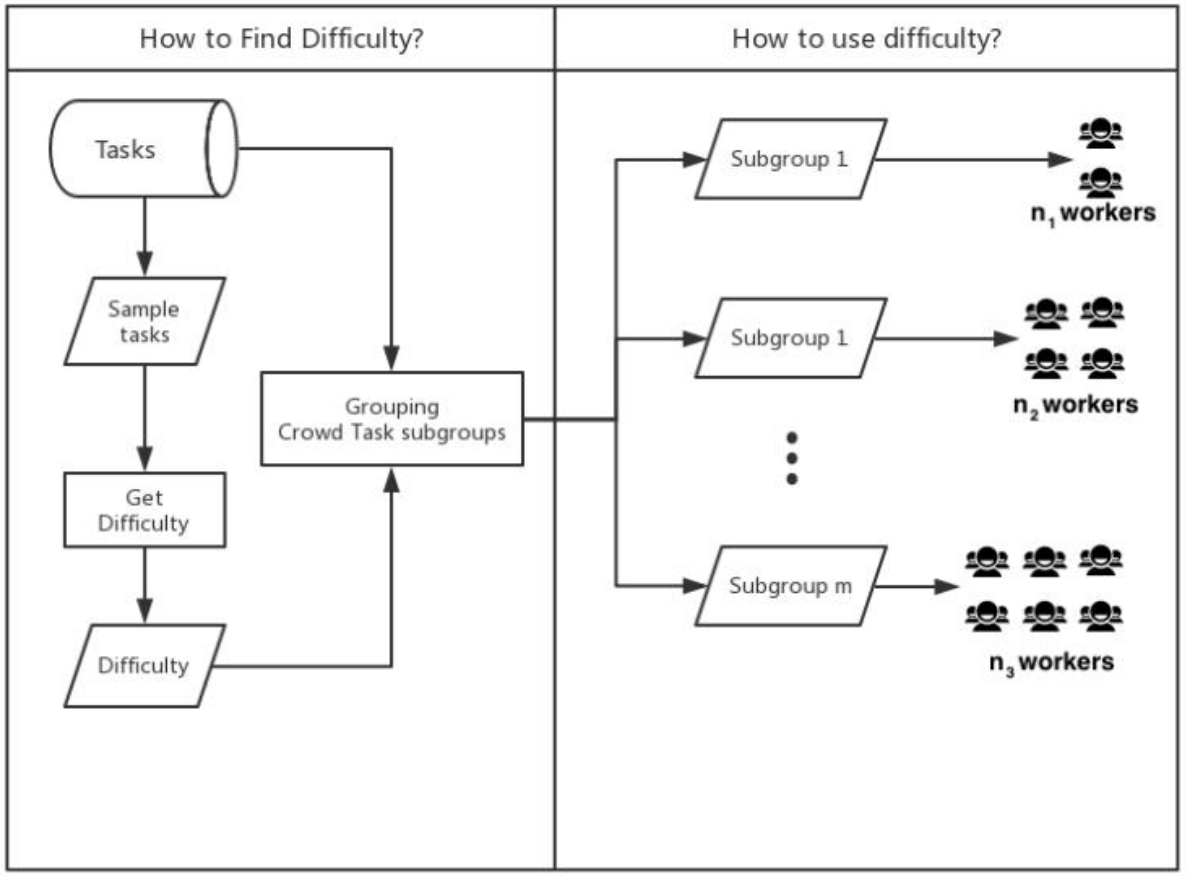
众包质量控制

- 众包前质量控制
- 众包过程中质量控制
- 众包后质量控制



众包前质量控制

- 用户管理与分配 [GROUP18]
  - 依据任务难度分配工人数目
  - 先利用一个小型众包判断哪个特征决定众包的难度
  - 根据难度分配众包人数



众包过程中质量控制

- 恶意用户分类
  - 假冒资质工人（ Ineligible Worker)——如假冒学历
  - 快速欺骗者（Fast Deceivers）——为了快速获得金钱回报而胡乱答题
  - 规则破坏者（Rule Breaker）—— 不按照任务设定完成任务
  - 聪明的欺骗者（Smart Deceivers）—— 胡乱答题的时候做了一些掩饰

- 常用方法
  - 埋雷法——在题目中安插一些知道答案的任务检验工人质量
  - 回溯问题——提问与上一题有关的问题来防止快速欺骗者

众包后质量控制

- 众包后质量主要通过度量答案的可信度来聚合收回的答案

- 个人评估
  - 评估单个工人的可信度
- 群组评估
  - 评估群组工人的可信度
- 基于大数据计算的方法
  - 根据历史统计、工人隐式反馈等方法判断工人可信度

个人评估

- 自评打分
- 交叉打分
- 能力测试
- 个性测试
- 引用标注
- 专家重审

群组评估

- 投票
  - 众数投票
  - 加权投票
- 群组一致性
- 结果聚合

基于大数据计算的方法

- 埋雷+计算
- 异常值检测
- 历史分析
- 隐式反馈

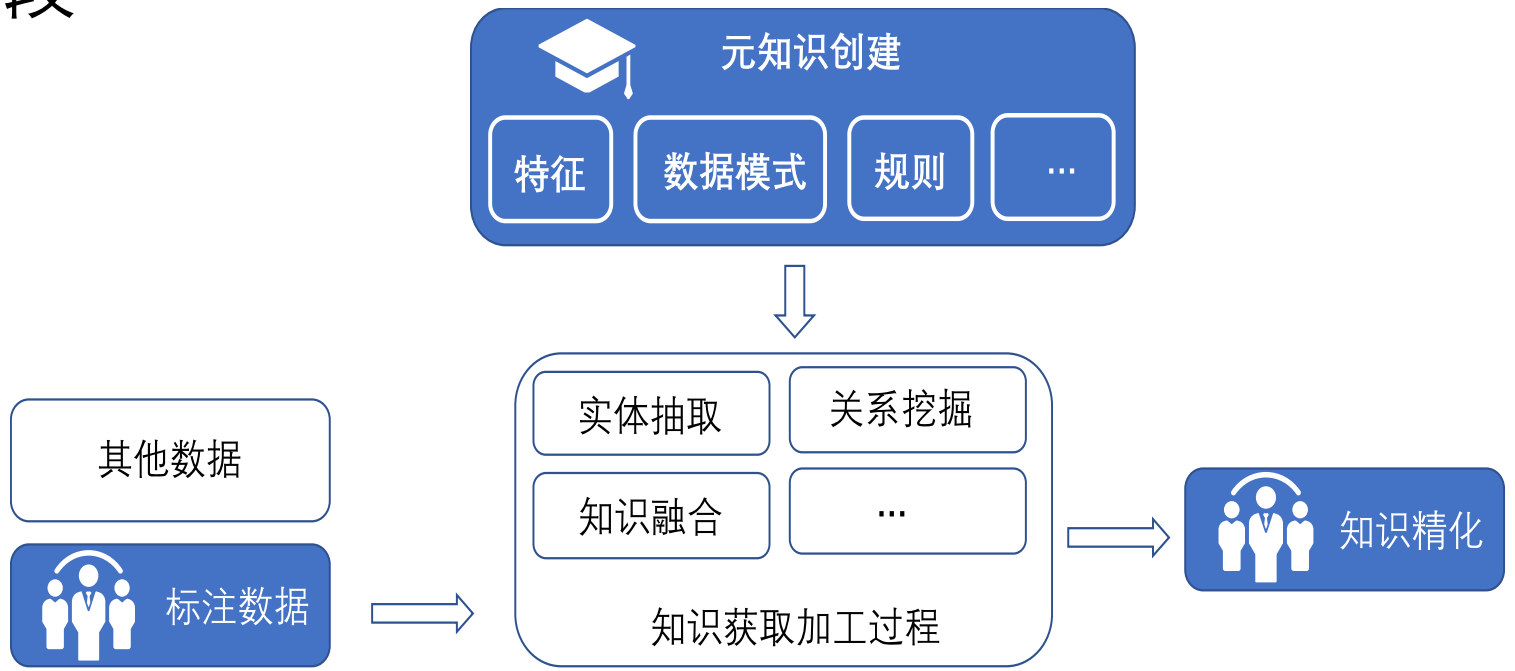
众包质量控制的原则

- 最关键是计算工人的质量或可信度
- 如果知道一些问题答案，埋雷和事先测试十分有效
- 如果不知道任何问题答案，需要研究复杂的统计模型判断最可能正确的结果。

众包在知识图谱构建过程中的作用

知识图谱构建三个阶段

- 本体构建阶段
- 知识挖掘与填充阶段
- 知识图谱精化阶段

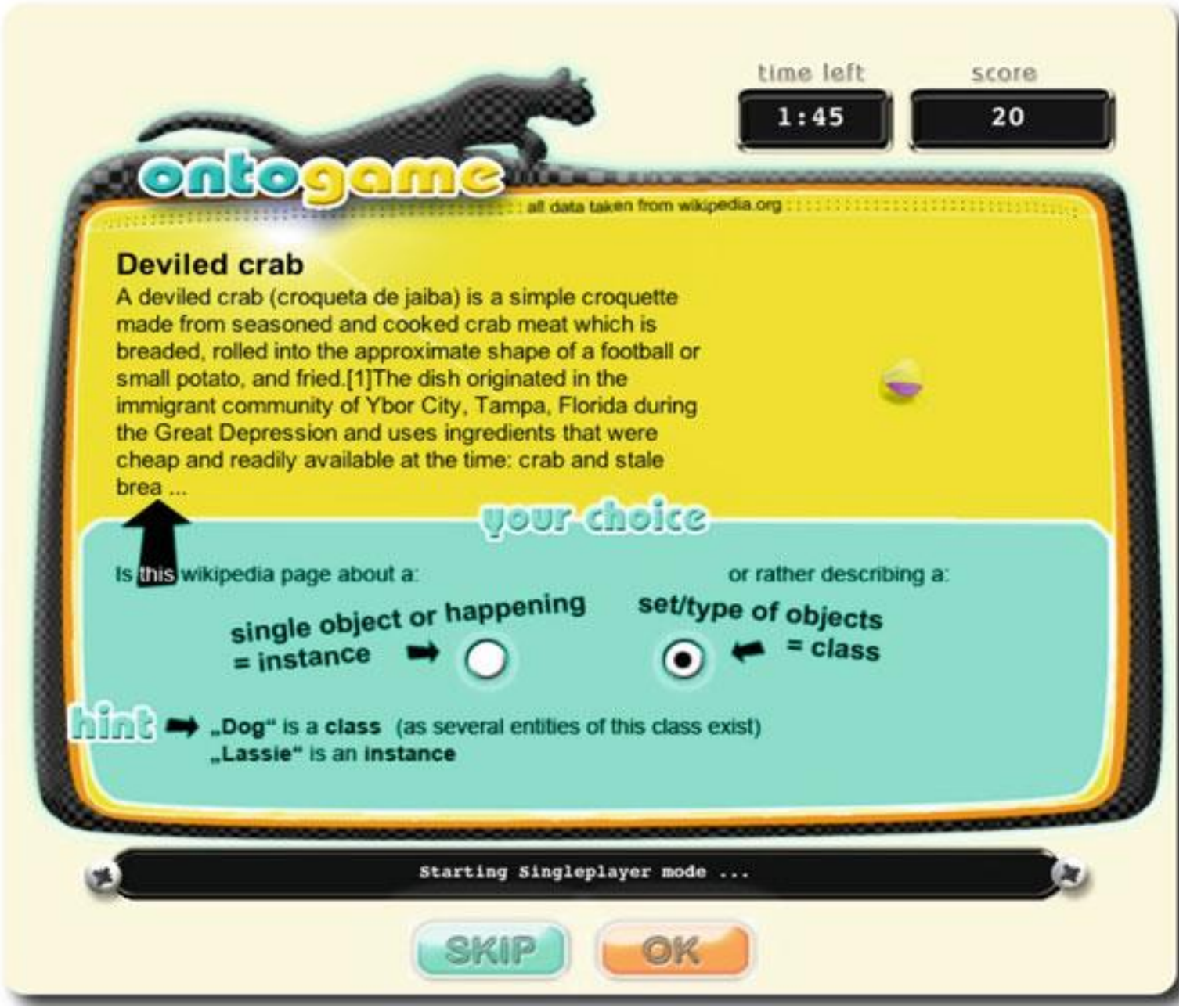


本体构建阶段

- 构建本体层次架构
- 构建语义词汇表
- 语义词汇表对齐
- 标注概念说明
- 标注与验证关系

具体应用

- OntoPronto



具体应用

- WikiData
  - **自由编辑**：和维基百科一样，它支持任何一个互联网用户访问并编辑其上的知识。
  - **社区控制**：无论数据本身还是数据范式，都是由统一的社区管理并发布。
  - **允许冲突**：为了增加知识的覆盖度，它允许带有冲突的知识共存于系统中。
  - **二级数据存储**：它不仅存有知识本身，还存储了知识援引之处，以供用户查阅和比对。
  - **多语言**：一些重要的知识被翻译成多种语言。
  - **容易访问**：系统可以网络访问，也可以用JSON或者RDF的形式导出。

具体应用

- FreeBase
  - 众包+外部数据结合的知识库
- CrowdSPARQL
  - 基于众包和查询结合的本体分类项目
  - 当SparQL查询无法响应时，会重定向至Mturk平台获取知识
- InPhO
  - 首先依靠一个由领域专家组成的社区完成基本的概念框架搭建
  - 并由众包来判定这些概念之间的关系是否准确

知识图谱构建三个阶段

- 本体构建阶段
- 知识挖掘与填充阶段
- 知识图谱精化阶段

知识挖掘与填充阶段 [KDD 18]

- 机遇与挑战
  - 在知识获取和挖掘任务中，人天然比机器有优势
    - 能迅速准确地从自然语言中抽取出三元组
    - 能准确对齐异构数据源中的实体
    - 能利用常识丰富知识库
  - 然而，完全靠人工十分昂贵
  - 人机结合是主要手段

知识挖掘案例

- 基于众包的知识获取
  - 从自然语言中抽取相关实体和三元组
  - 示范系统：HIGGINS
- 基于众包的实体对齐
  - 利用众包实现异构知识来源的实体对齐
  - 示范系统：HIKE
- 基于众包的实体收集
  - 利用众包收集一个开放的实体
  - 示范系统：CrowdEC

知识获取与三元组抽取

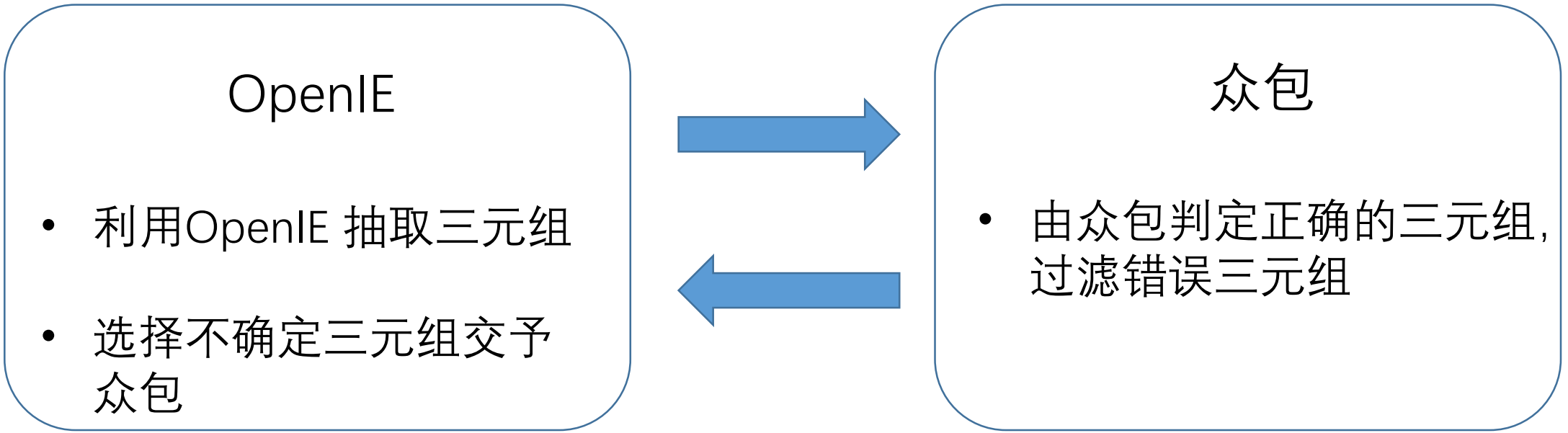
- 三元组抽取
  - 不同于《如懿传》，《延禧攻略》是一部由东阳欢娱影视公司于2018年出品的古装宫廷剧。

东阳欢娱影视公司　　出品　　《延禧攻略》

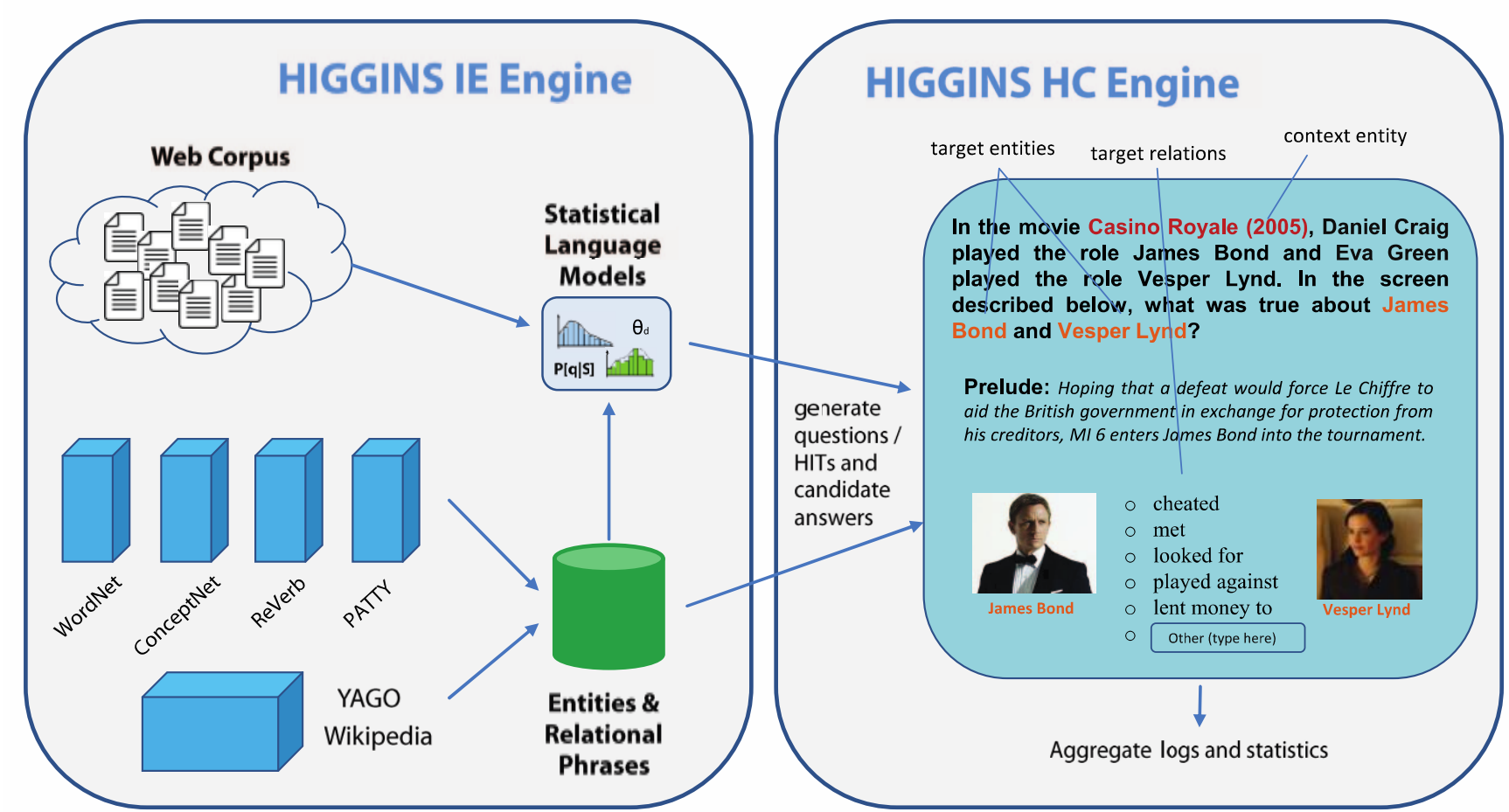
- 现有做法：Open IE + NLP
  - 缺点：存在较多噪声 、容易遗漏
  - 东阳欢娱影视公司　　出品　　《如懿传》？？？？？

知识获取与三元组抽取

- 利用众包可以大大降低复杂语句中出错的概率
- 但众包的开销太大



HIGGINS系统 [ICDE 14]



HIGGINS系统

- HIGGINS 信息抽取引擎
  - 识别实体
  - 利用语法规则识别关系词
  - 过滤可能性低的三元组

- HIGGINS众包引擎
  - 生成众包问题
  - 生成候选答案

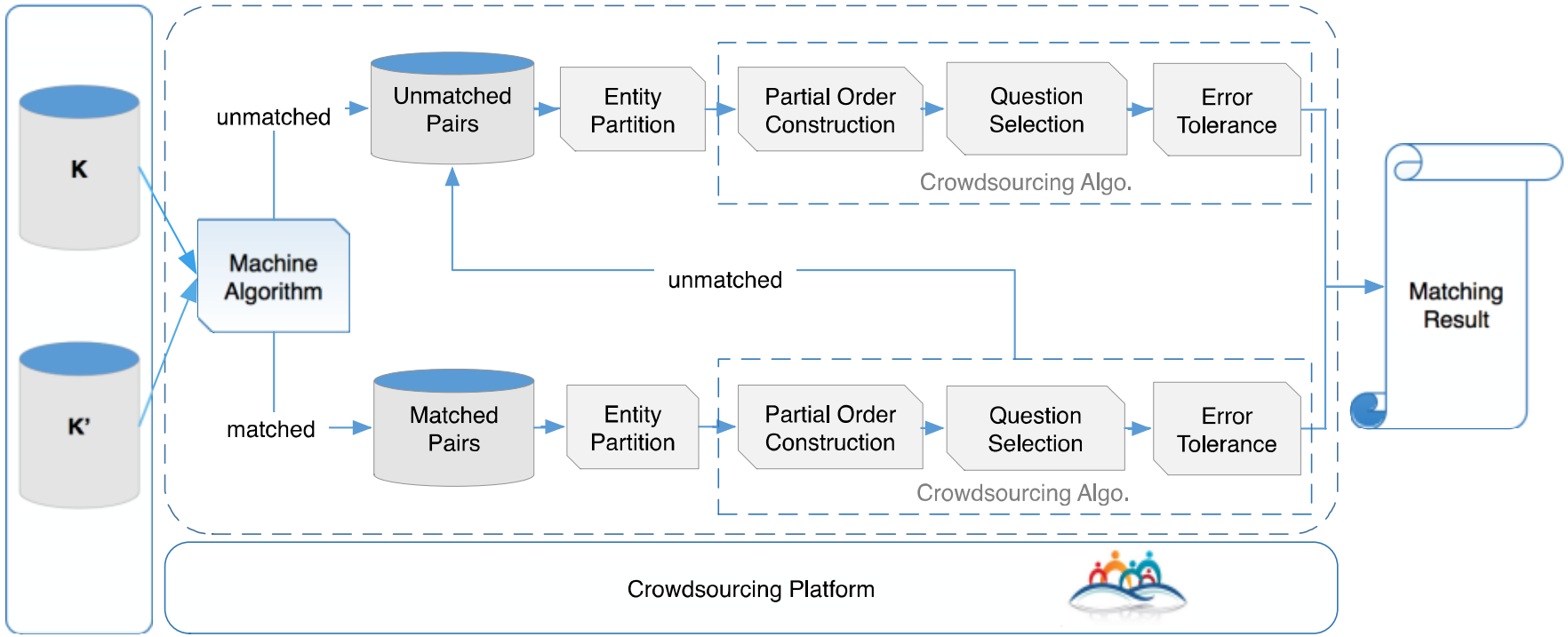
知识挖掘案例

- 基于众包的知识获取
  - 从自然语言中抽取相关实体和三元组
  - 示范系统：HIGGINS
- 基于众包的实体对齐
  - 利用众包实现异构知识来源的实体对齐
  - 示范系统：HIKE
- 基于众包的实体收集
  - 利用众包收集一个开放的实体
  - 示范系统：CrowdEC

基于众包实体对齐（匹配）的一般框架

- 候选匹配对选择
  - 基于谓词过滤方法
  - 基于相似度阈值的方法
  - 基于分类模型的方法
- 众包策略选择
  - 众包任务生成
    - 基于成对批处理
    - 基于簇的批处理
  - 众包判断顺序
    - 穷举法
    - 基于优化的顺序选择方法
- 匹配结果确定
  - 基于投票法
  - 黄金标准法
  - 期望最大评估法
  - 结合传递性处理方法

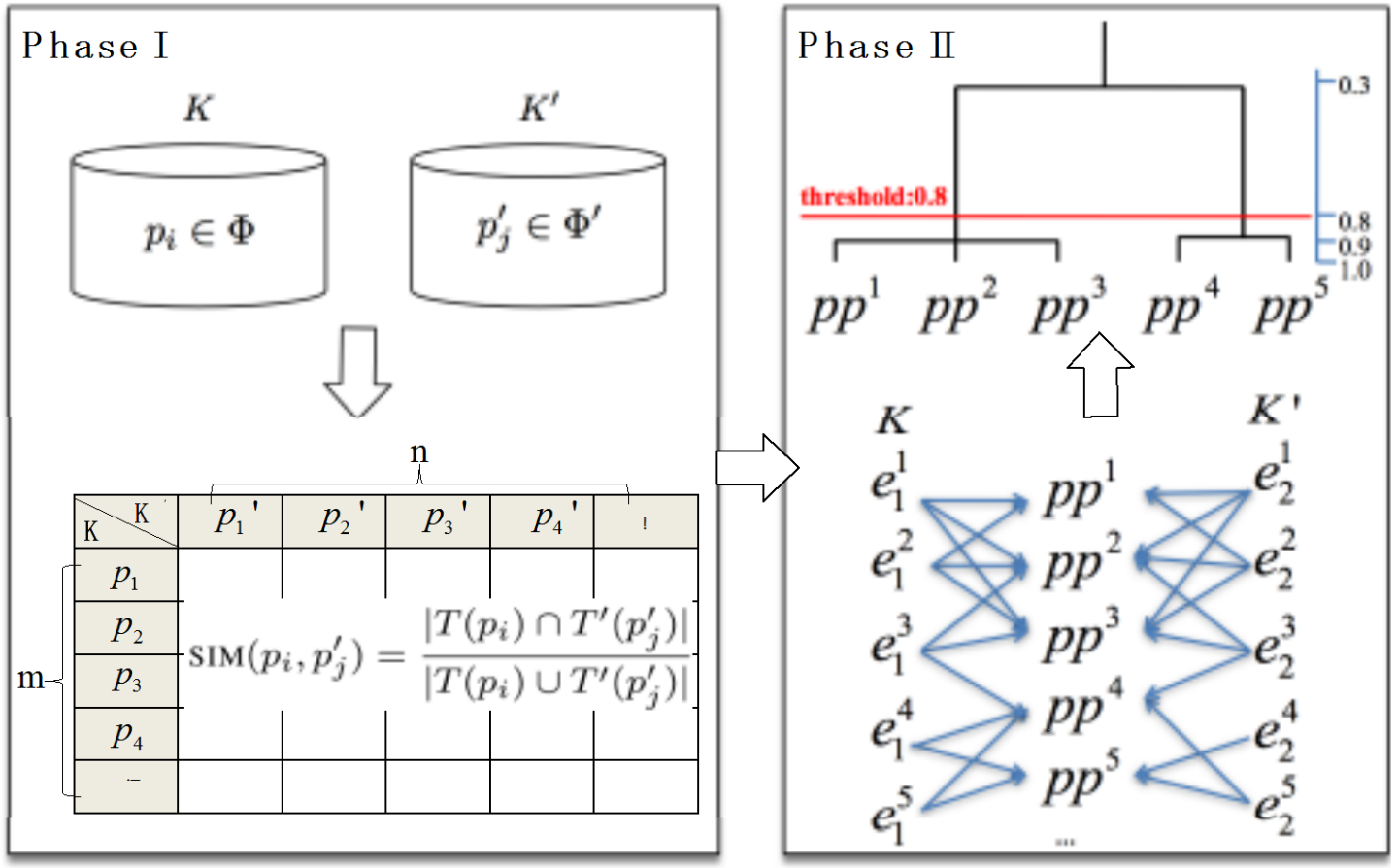
基于众包实体对齐系统：HIKE [CIKM17]



四个步骤：

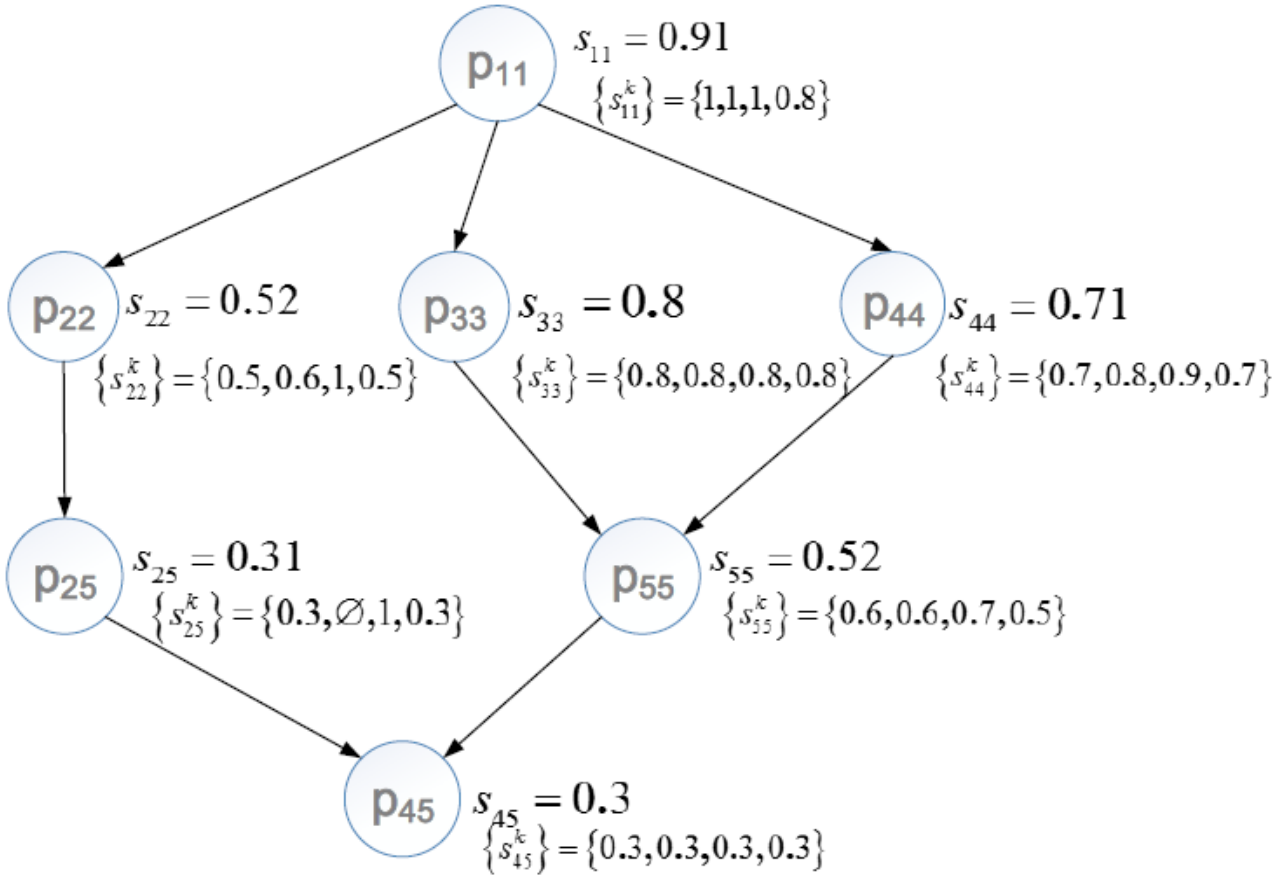
1. 实体分块
2. 偏序对构建
3. 问题生成
4. 错误处理

HIKE：实体分块



- 实体分块的作用是减少可能的实体对
- 利用与相似谓词关联的紧密程度进行分块

HIKE: 偏序图



偏序关系的利用：
假设 实体对$p_1 > p_2$，如果p_2可以匹配，则p_1也一定匹配；如果p_1不能匹配，p_2也不能匹配

知识挖掘案例

- 基于众包的知识获取
  - 从自然语言中抽取相关实体和三元组
  - 示范系统：HIGGINS
- 基于众包的实体对齐
  - 利用众包实现异构知识来源的实体对齐
  - 示范系统：HIKE
- 基于众包的实体收集
  - 利用众包收集一个开放的实体
  - 示范系统：CrowdEC

开放类实体收集

请列举说有在中国打过球的前NBA球员

1. 麦迪
2. JR 史密斯
3. 马布里

1. 麦迪
2. 马布里
3. 斯科拉

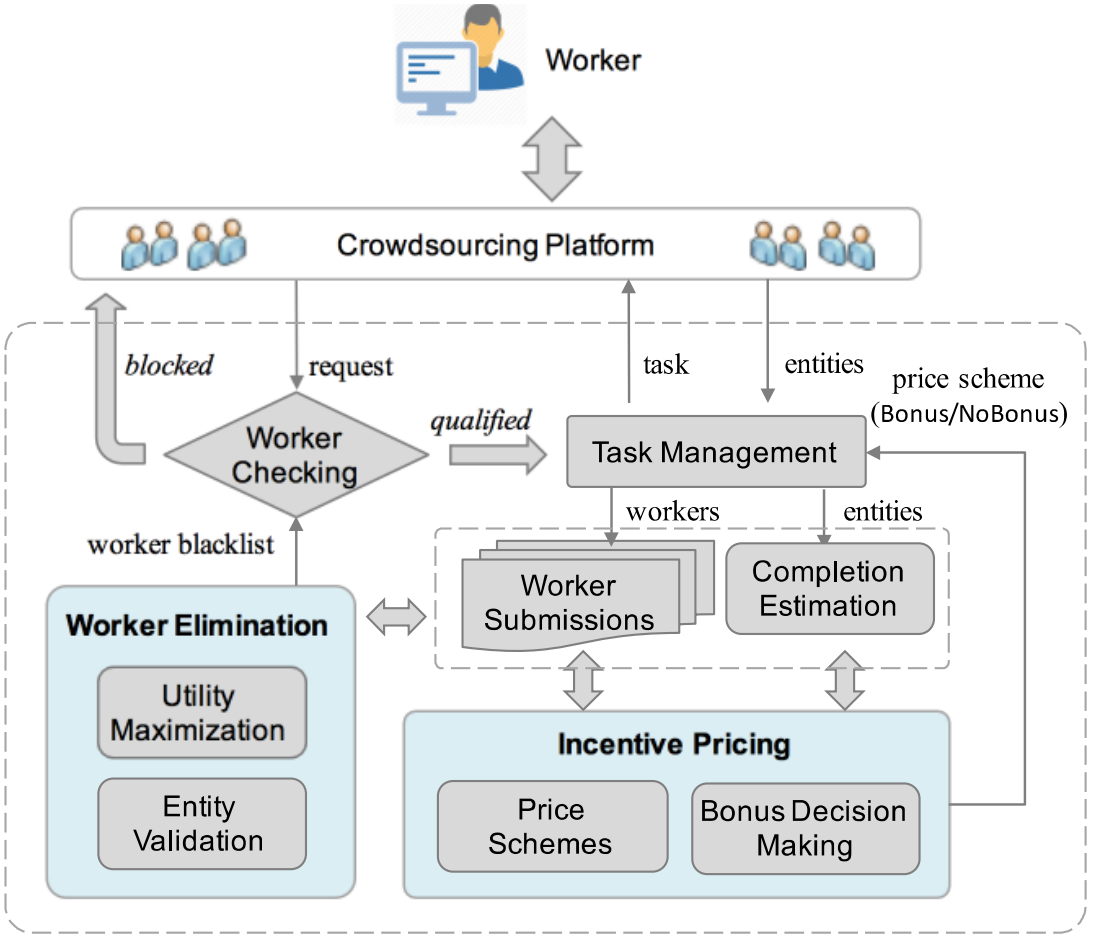
1. 弗兰西斯
2. 科比

面临问题：

1. 重复
2. 遗漏
3. 错误

易建联？？？

CrowdEC系统 [ICDE 18]



特点：利用定价原则引导工人提供不重复的答案

知识图谱构建三个阶段

- 本体构建阶段
- 知识挖掘与填充阶段
- 知识图谱精化阶段

知识精化阶段 [SWJ 2016]

- 为什么需要引入众包帮助知识图谱精化
  - 自动化手段很难实现准确度和覆盖度的双高
  - 网络中的文档存在长尾效应
  - 自动化处理技术存在缺陷

- 众包精化的手段
  - 补缺
  - 纠错

众包补缺

- 所有百科网站
- 常识性知识输入
  - Cyc
  - OpenMind
- 基于链路预测技术的众包验证
- 领域知识图谱的补缺

众包纠错

- 两种常用方法
  - 公开所有数据，由众包自由挖掘错误，如谷歌。但以上方法需要网站拥有超多人流量。
  - 先由机器定位疑似错误，再交予众包确认。适合流量不大的网站和机构。
- 公开数据法
  - 多级审核
- 人机结合
  - 多知识库冲突检测
  - 对偶判断
  - isA闭环检测

知识图谱构建中众包利用原则

- 知识图谱的基本架构不应该交予众包
- 众包更擅长做知识图谱的评价
- 众包培训对知识图谱项目十分重要
- 人机结合是大多数知识图谱项目必须考虑的问题
- 质量控制尤其关键
- 众包的开销控制是所有研究的重点
- 即使众包也存在长尾效应

The End

Reference

- [CHI06] L. Ahn, et.al. Verbosity: A Game for Collecting Common-Sense Facts. CHI, 2006
- [ICDE18] Chengliang Chai, Ju Fan, Guoliang Li: Incentive-based Entity Collection using Crowdsourcing. ICDE 2018
- [CIKM17] Y. Zhuang, G. Li, Z. Zhong, J. Feng: Hike: A Hybrid Human-Machine Method for Entity Alignment in Large-Scale Knowledge Bases. CIKM 2017.
- [ICDE 14] S. K. Kondreddi, P. Triantafillou, G. Weikum: Combining information extraction and human computing for crowdsourced knowledge acquisition. ICDE 2014

Reference

- [KDD 18] C. Chai, J. Fan, G. Li et.al: Crowd-Powered Data Mining. KDD tutorial, 2018.
- [SWJ 16] H. Paulheim: Knowledge Graph Refinement: A Survey of Approaches and Evaluation Methods. Semantic Web Journal, 2016.
- [GROUP 18] Y. Jiang, Y. Sun, J. Yang, X. Lin, L. He: Enabling Uneven Task Difficulty in Micro-Task Crowdsourcing. GROUP, 2018.
- [KDD 13] K.Mo. Cross-task Crowdsroucing. KDD, 2013.
- [TMM14] B. Ni,et al. Touch Saliency: Characteristics and Prediction[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2014, 16(6):1779-1791.

Reference

- [VLDB15] C. Zhang, et.al. Reducing uncertainty of schema matching via crowdsourcing. VLDB, 2015
- [SIGMOD13] J. Wang, et.al. Leveraging Transitive Relations for Crowdsourced Joins. SIGOMOD, 2013.
- [WWW16] P. Mavridis, et.al. Using Hierarchical Skills for Optimized Task Assignment in Knowledge-Intensive Crowdsourcing. WWW, 2016
- [VLDB16] Y. Zheng, et.al. DOCS: Domain-Aware Crowdsourcing System. VLDB, 2016
- [TKDE 17] X. Lin, Y. Peng, et.al, Human-Powered Data Cleaning for ProbabilisticReachability Queries on Uncertain Graphs. TKDE, 2017.