



BEIJING 2018

《AI认知技术帮助公共安全行业 Connecting Dots》

演讲者 / 黄伟



基于实践经验总结和提炼的品牌专栏
尽在【极客时间】



重拾极客时间，提升技术认知

通往**年薪百万**的CTO的路上，
如何打造自己的技术**领导力**？

扫描二维码了解详情



目 录

- 公共安全行业知识图谱
- 安全行业知识图谱构建
- 安全行业知识图谱应用

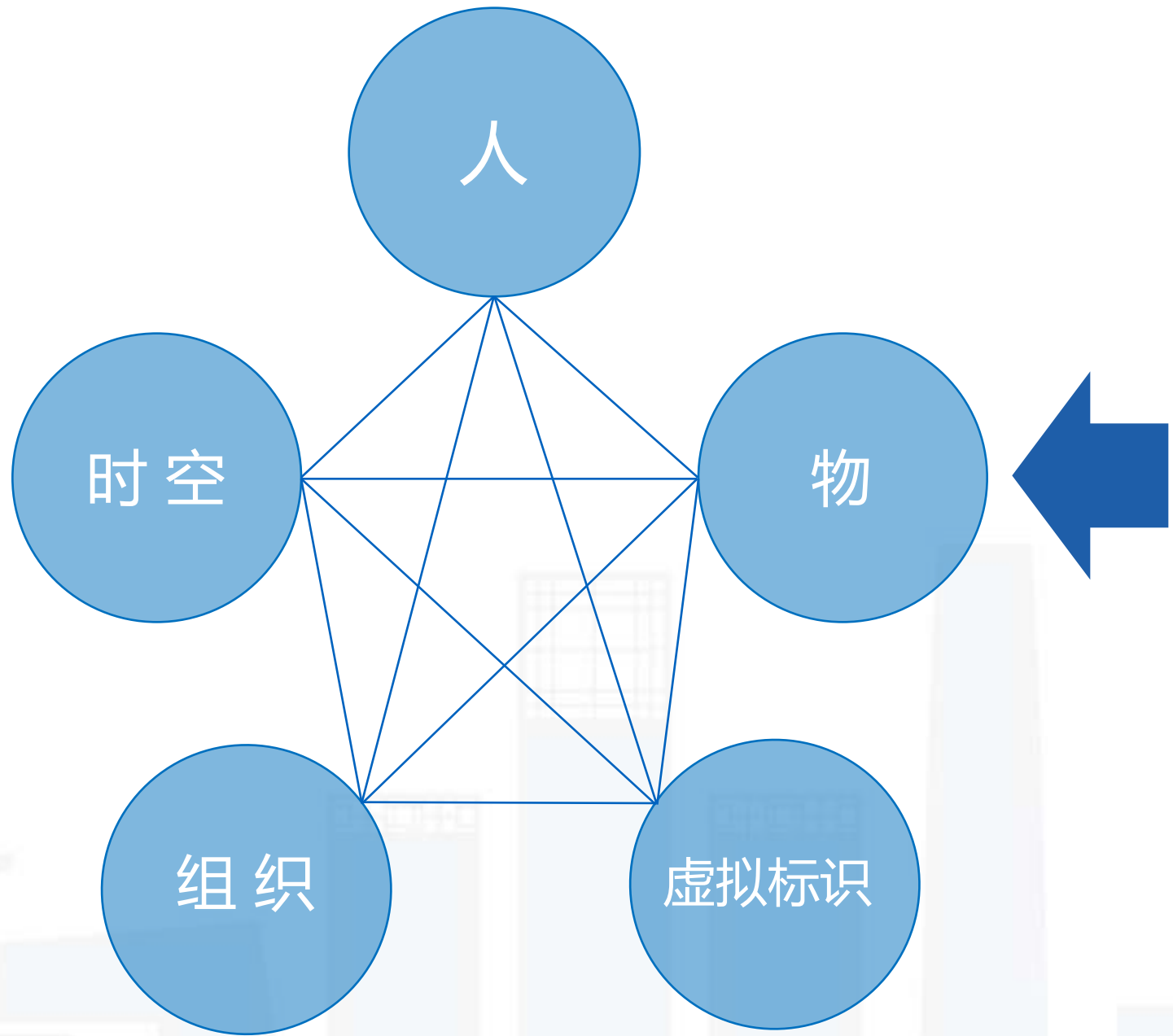
公共安全行业概述

数据应用

行政管理应用 社会管理应用
侦查调查应用 内部管理应用
违法犯罪管理应用

关系分析 态势分析 通信分析 车辆分析 案件分析 同行分析 行为分析

公安数据分析要素



公安数据现状

文本数据

数据量

网页数据

数据种类

多媒体数据

数据质量

关系型数据

数据存储



公安数据双胞胎

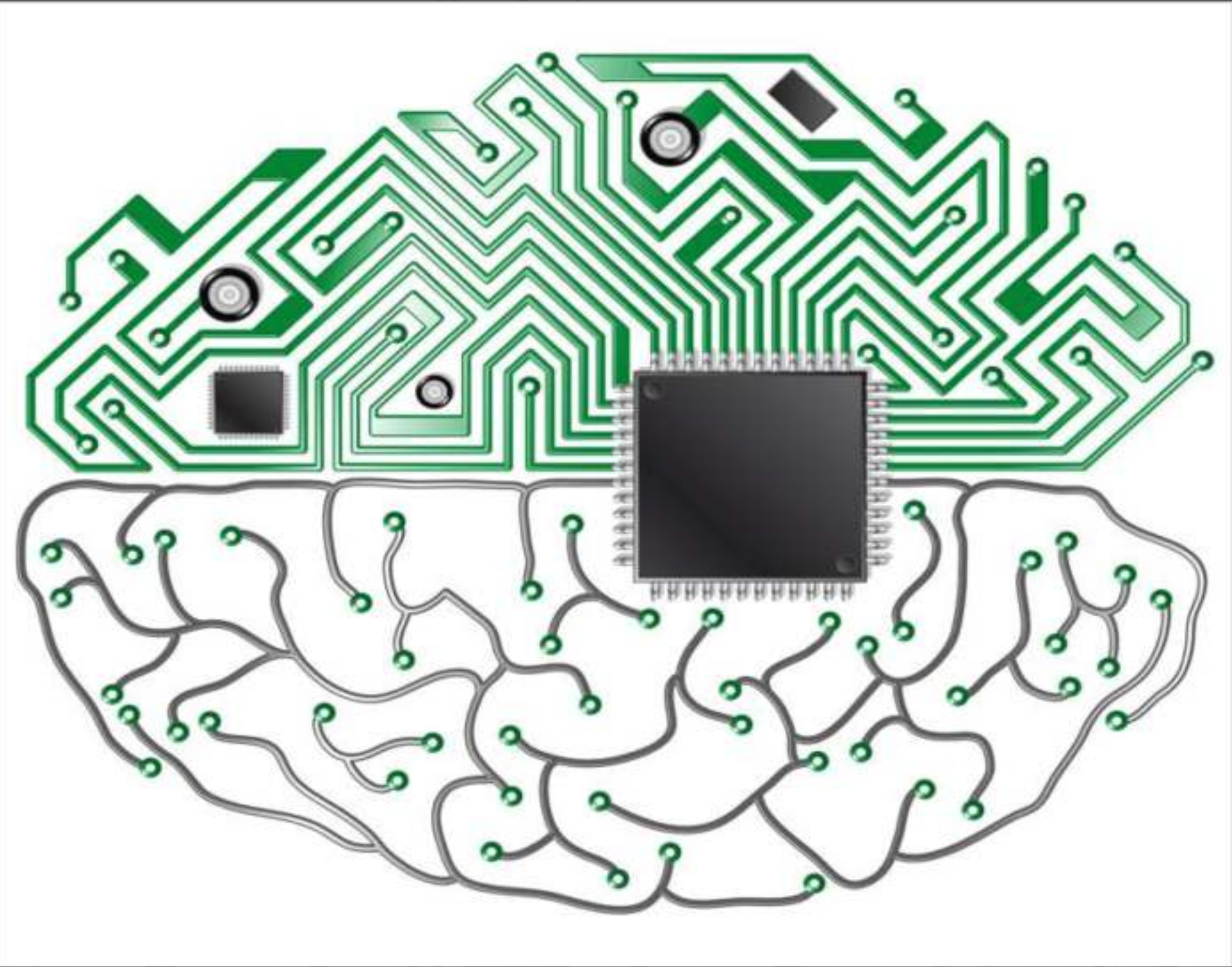
数据世界

现实世界

数据化

分析发现

应用



DEEPFINDER

智能安全分析系统

突破深度，穿越纷繁复杂的表象

知识图谱

Web视角：像建立文本之间的超链接一样，建立数据之间的语义链接，并支持语义搜索

NLP视角：怎样从文本中抽取语义和结构化数据

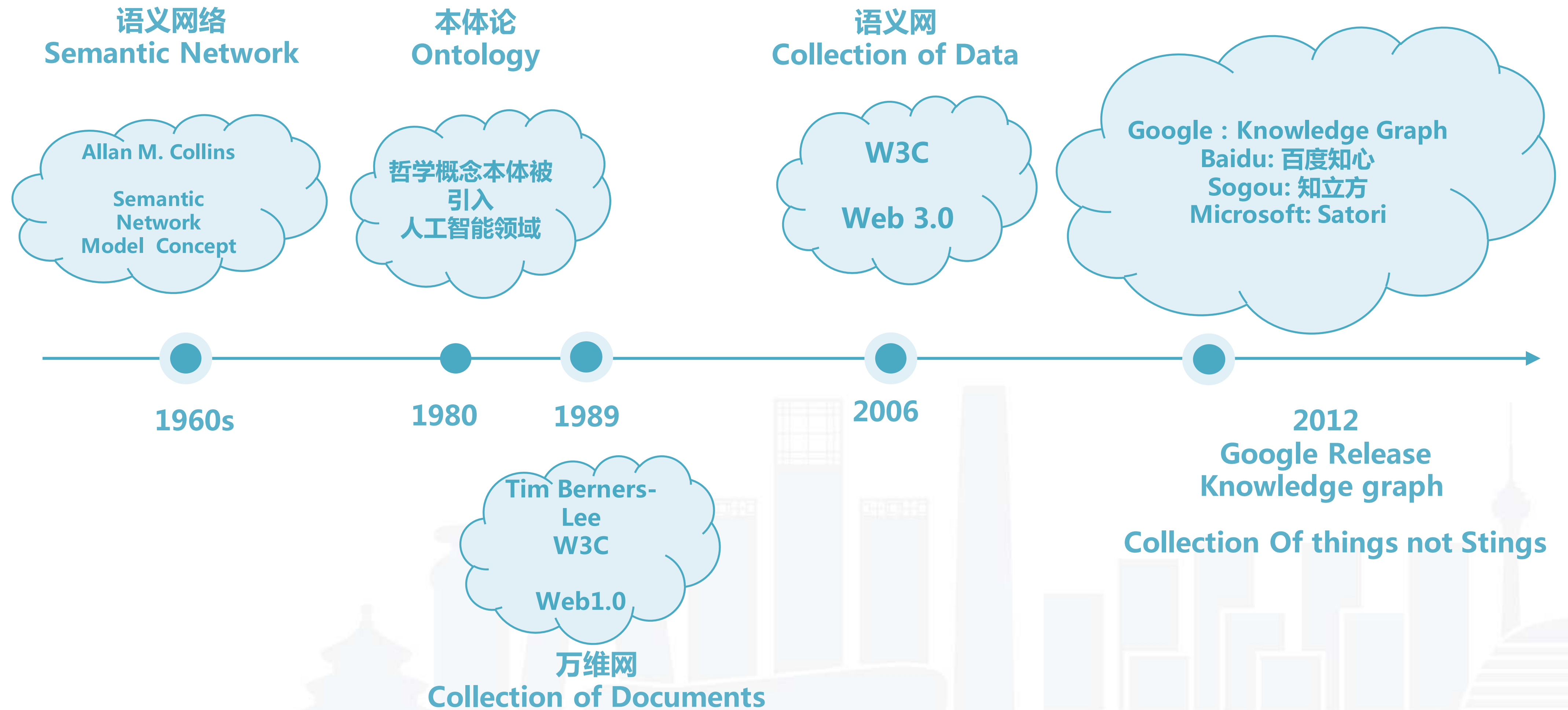
KR视角：怎样利用计算机符号来表示和处理知识

AI视角：怎样利用知识库来辅助理解人的语言

DB视角：用图的方式去存储知识

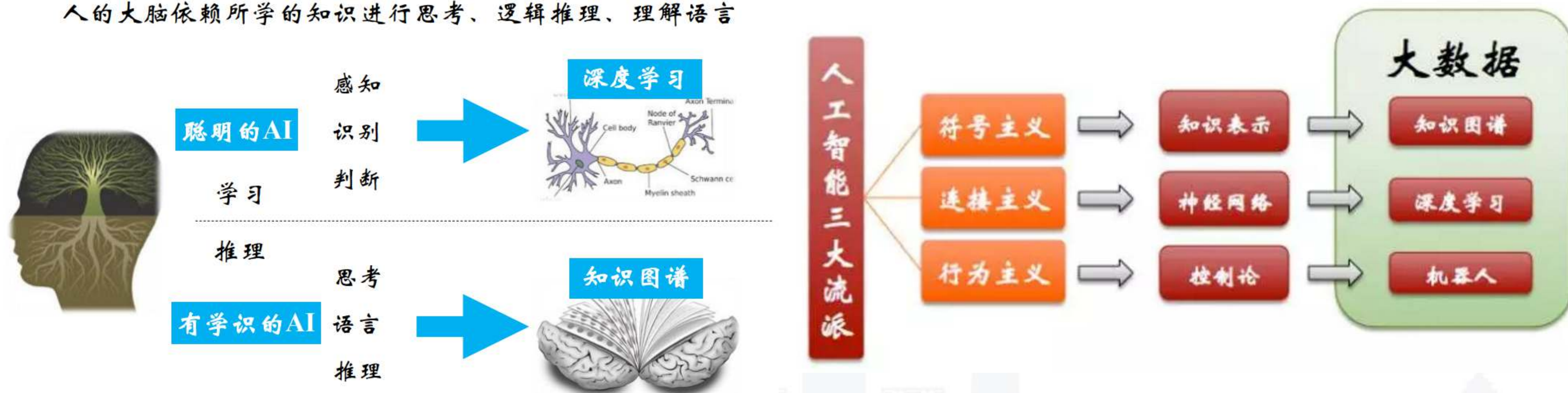
做好KG要兼容并蓄，综合利用好KR、NLP、Web、ML、DB等多方面的方法和技术

知识图谱简介



人工智能&知识图谱关系

人的大脑依赖所学的知识进行思考、逻辑推理、理解语言



知识图谱定义

知识图谱 = 知识 + 连接

知识

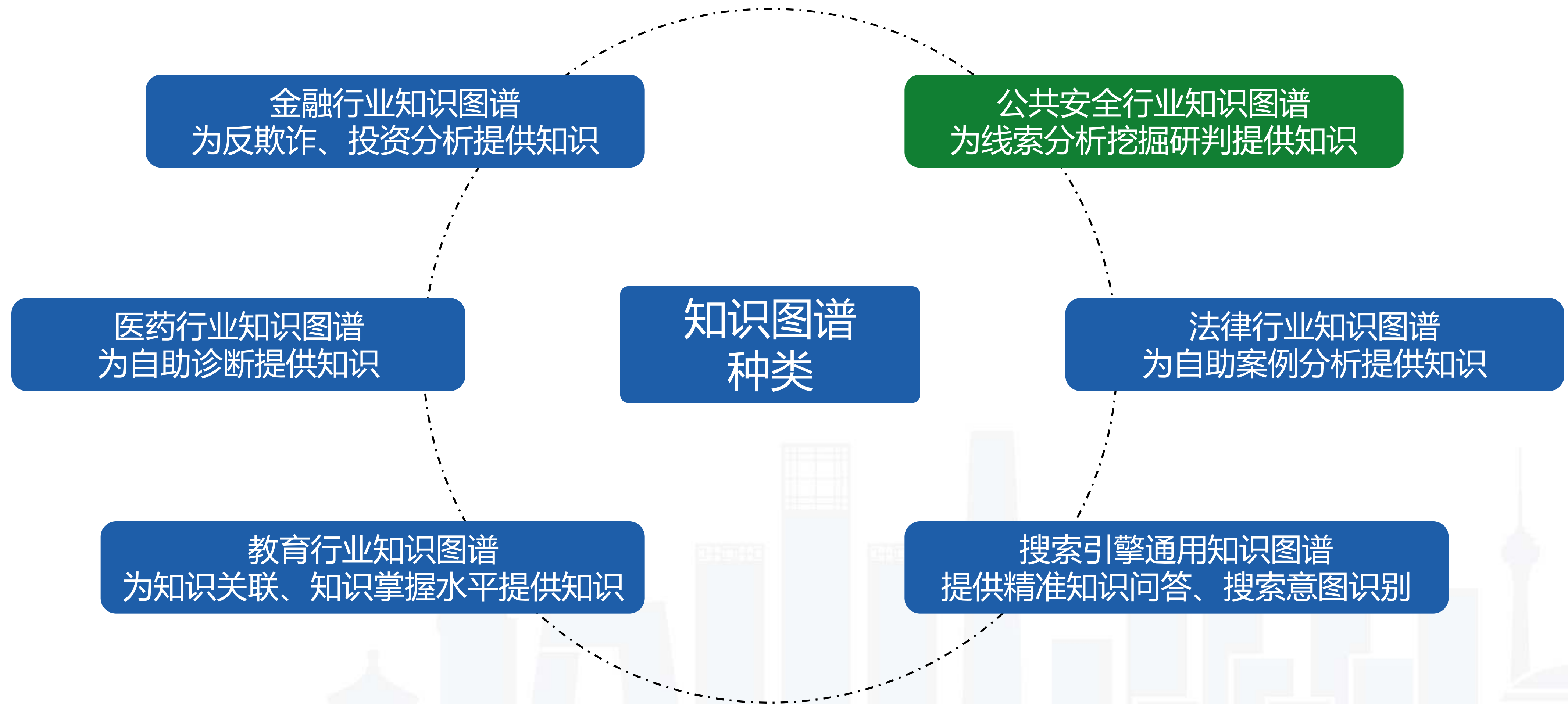
- 三种类型：事实知识、概念抽象知识、哲学知识
- 表示方式：属性-键值对AVP 从不同纬度“理解”事物
- 知识来源：结构化信息、半结构化信息、非结构化信息
- 知识表示：结构化后的信息为知识的一种表示形式

连接

- 连接基础：Everything is Connected
- 连接作用：相互连接的知识使“小知识”变“大知识”
- 推理链条：智能从知识中预测、推理出新的知识
- 知识表示：连接信息为知识的一种表示形式

知识图谱是知识表示的重要方式
知识图谱亦指知识工程的代表性技术进展

知识图谱的种类



知识图谱种类比较

数据来源				图谱内容				业务诉求							
公共安全行业知识图谱				<ul style="list-style-type: none">高价值行业结构化数据为主非结构网络数据为辅				<ul style="list-style-type: none">围绕人、组织、事件、物品等事件占主要实例关注社会群体所有人				<ul style="list-style-type: none">关注冷门人物知识上需要有更高的深度需要挖掘隐含关系、认知事件真相、预测预防危险发生			
搜索引擎通用知识图谱				<ul style="list-style-type: none">非结构化数据为主如WIKI百科、咨询文章、网页				<ul style="list-style-type: none">人、组织等关注网络上热门人物				<ul style="list-style-type: none">关注知名人士知识上需要有更高的广度支撑知识问答，意图理解			

目 录

- 公共安全行业知识图谱
- 安全行业知识图谱构建
- 安全行业知识图谱应用

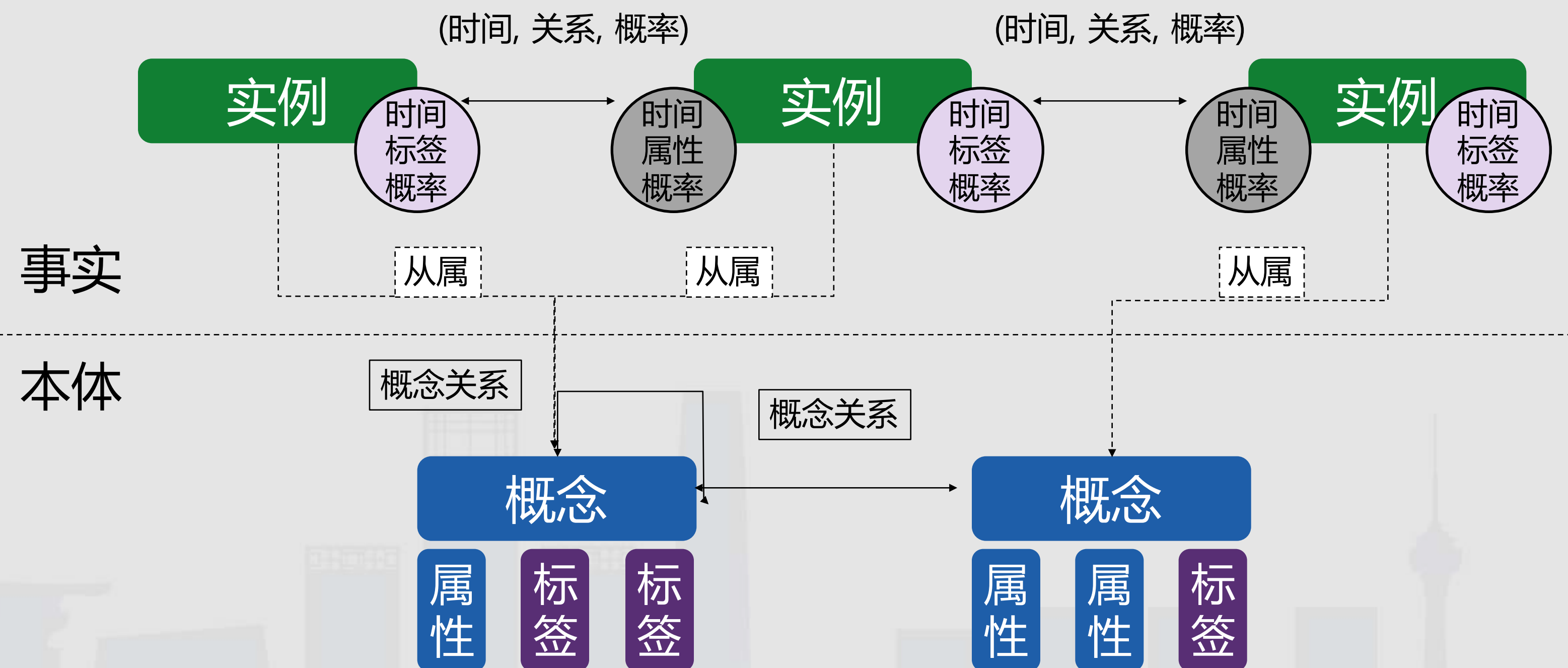
知识图谱构建

决策

认知



知识表示



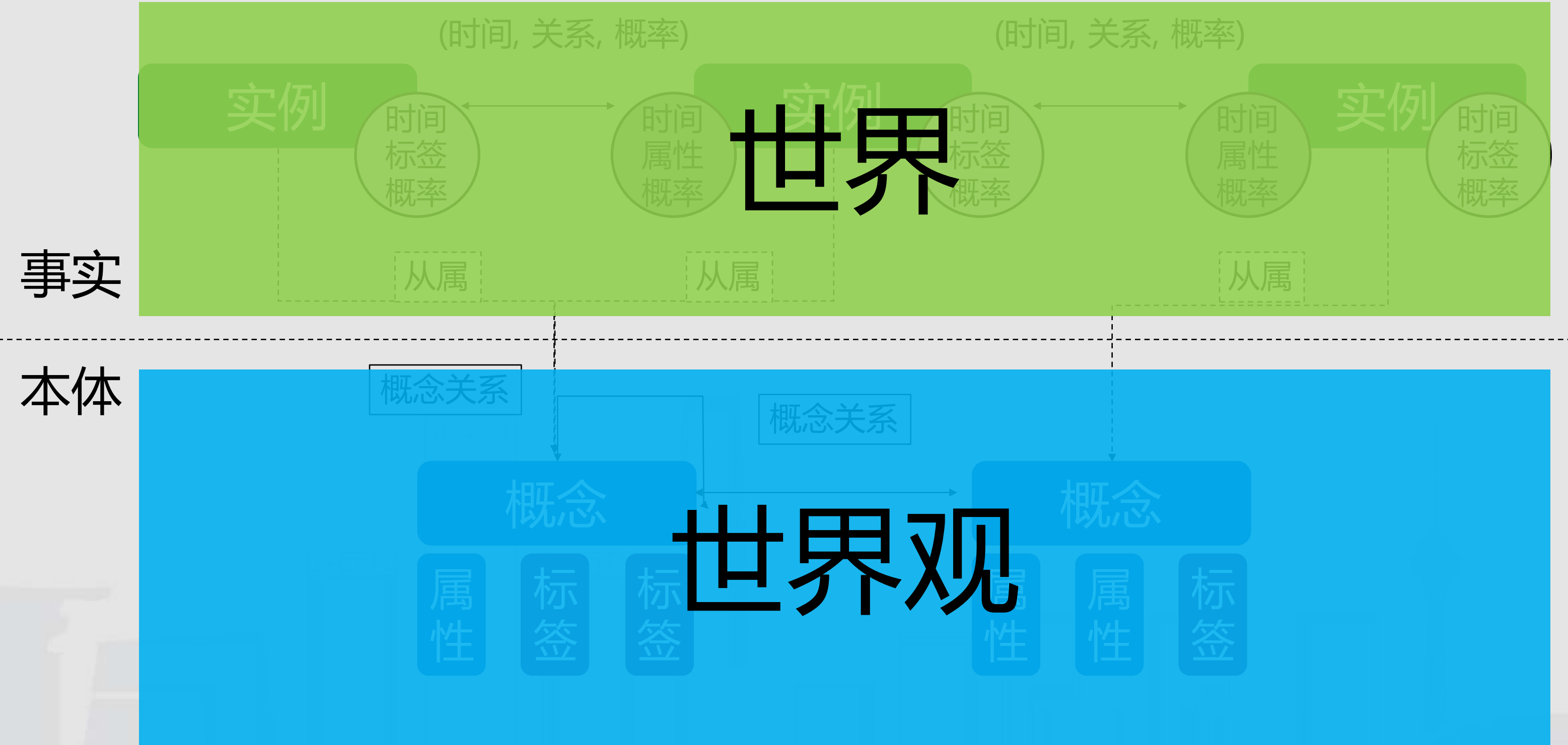
知识图谱构建

决策

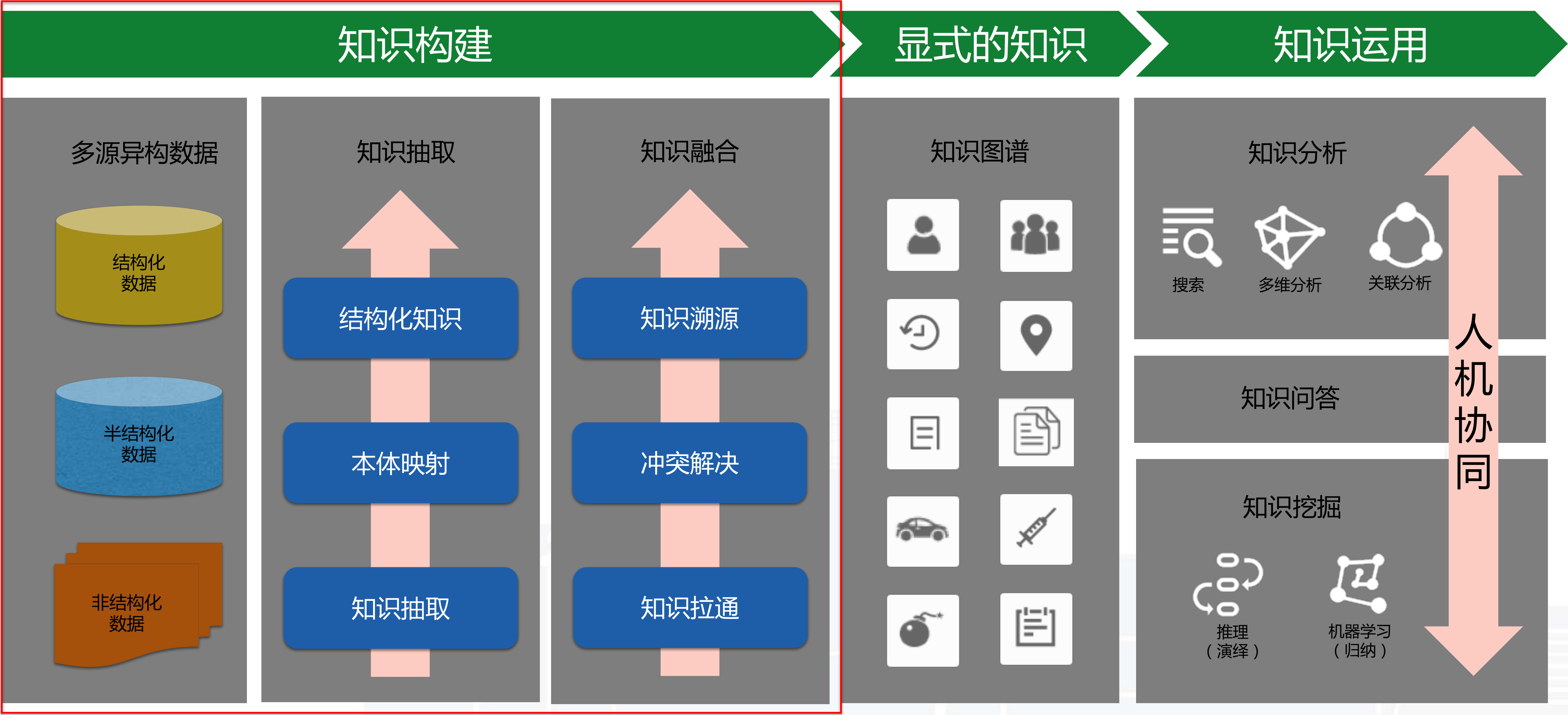
认知



知识表示



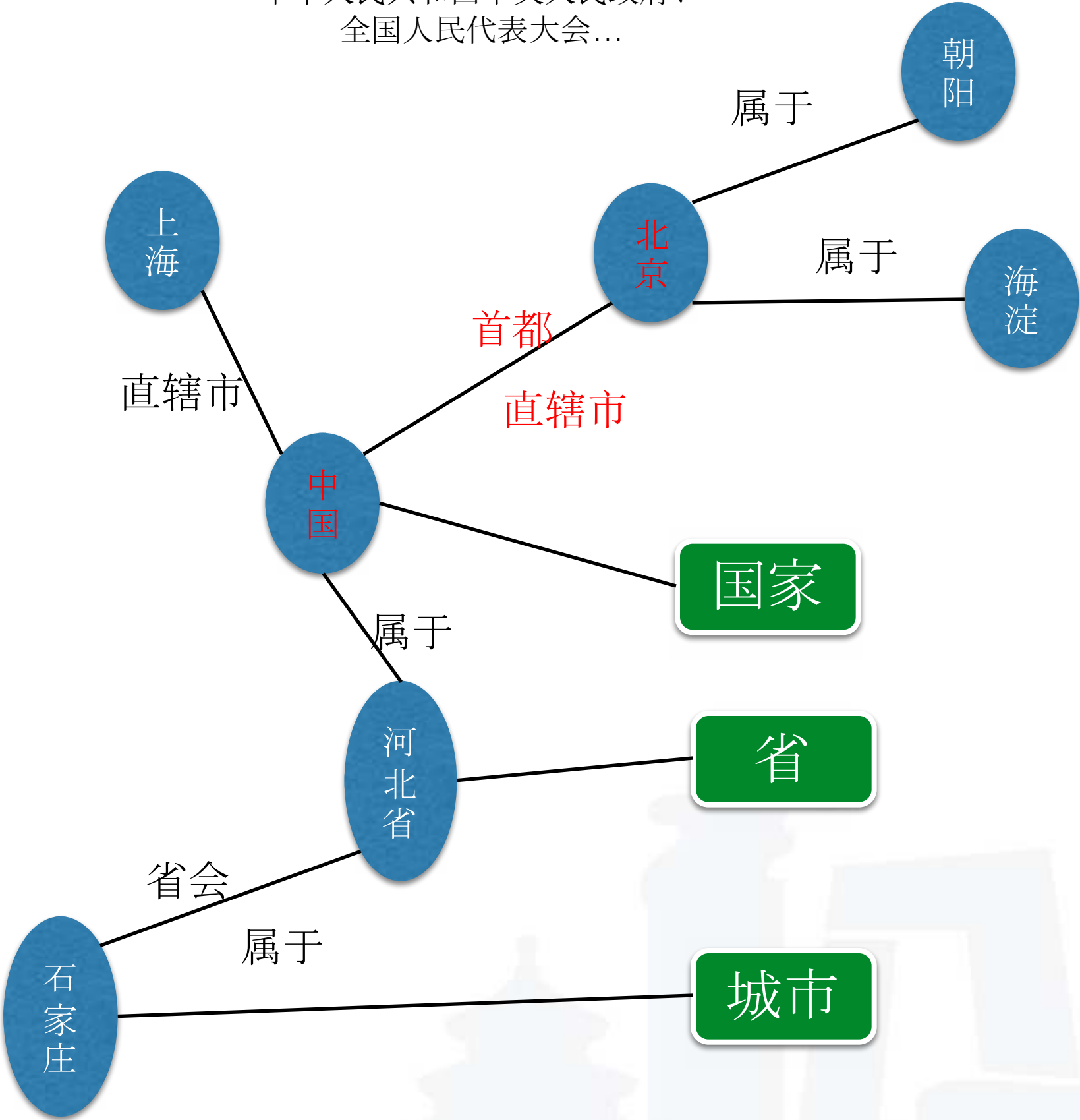
动态知识图谱：将技术化的数据转变为业务知识



知识抽取 – 实体

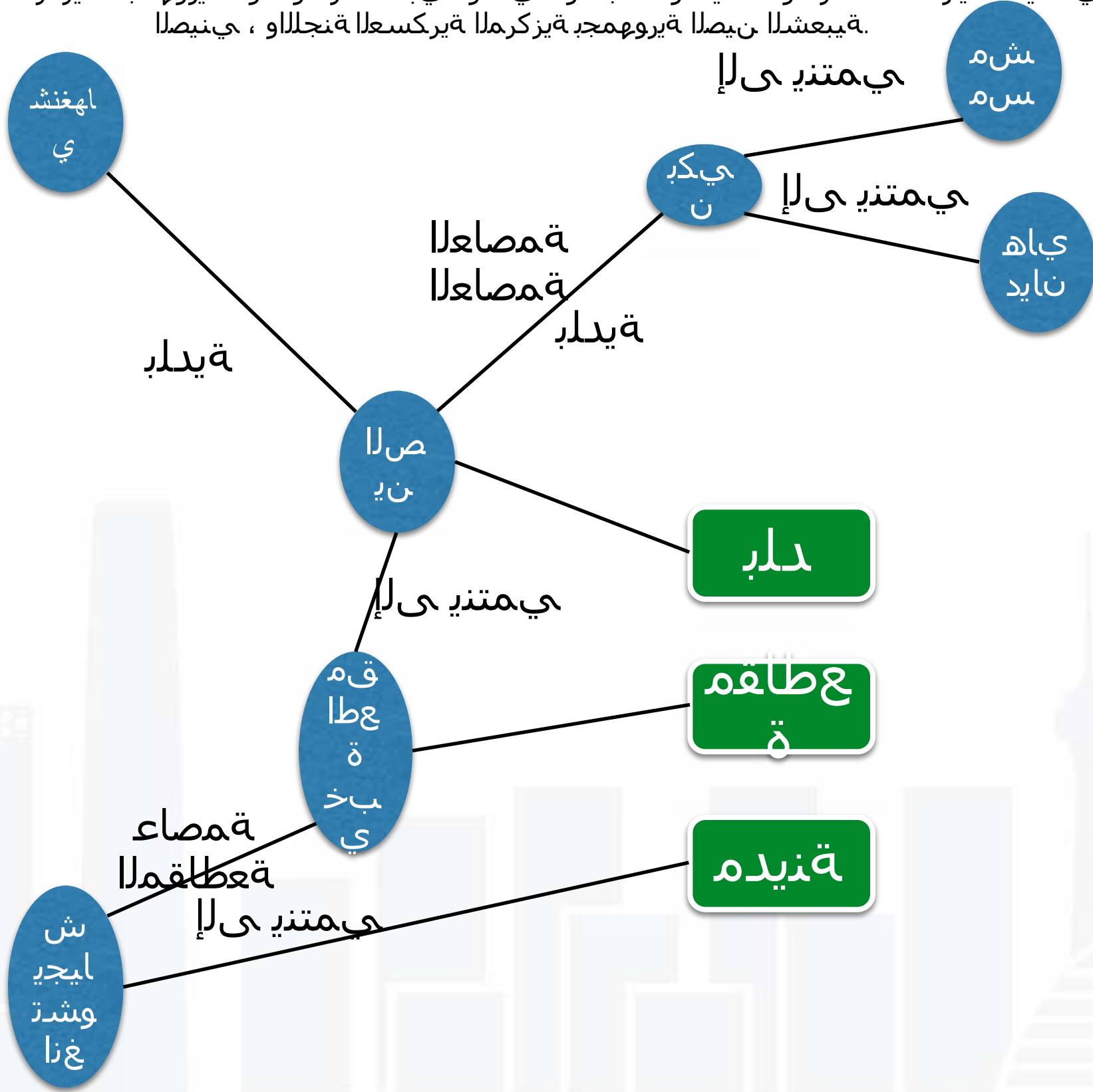
我们熟悉的视角

北京，简称“京”，是中华人民共和国的首都、直辖市、国家中心城市、超大城市、国际大都市，全国政治中心、文化中心、国际交往中心、科技创新中心，是中国共产党中央委员会、中华人民共和国中央人民政府、全国人民代表大会...



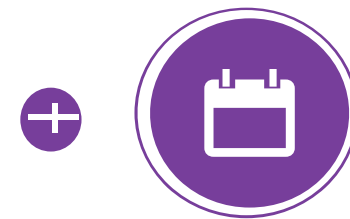
机器视角（模拟不懂语言的机器）

ي هو ، ةيزكرملا ةموكللا تحت ةرشايم عقة ةيدلب ي هو ، ةييعشلا ن يصلا ةيروهمج ةمصاع ي ه ، "ن يكر" مساب اهيلإ راشي ، ن يكر ي ف تاراكتبا زكرم ، يلود تلاصتا زكرم ، ي فاقث زكرم ، ي نطوي سايس زكرم ، ةيلود ةنيدمو ، ةمخض ةنيدمو ، ي نطو زكرم ي ه ةيزكرملا ةدايقلا ةموك > رقم نأ امك . ي ن يصلا ب عشللاو ي ن يصلا ي عویشلا ب زجلا ةيزكرملا ةنجللا ي هو ، ايجولونكتلاو مولعلا ب عشللا ي سايسلا ي راشتسلا رمتؤملا ةينطولا ةنجللاو ، ي نطولا ي بعشلا رمتؤملاو ، ةيروهمجلا ةيزكرملا ب عشللا ةموك > . ةييعشلا ن يصلا ةيروهمج ةيزكرملا ةيركسعلا ةنجللاو ، ي ن يصلا



知识抽取 – 实体抽取 (NER) 的传统方法

字典规则匹配



比如分词的最大正向
匹配、反向匹配、双
向匹配等

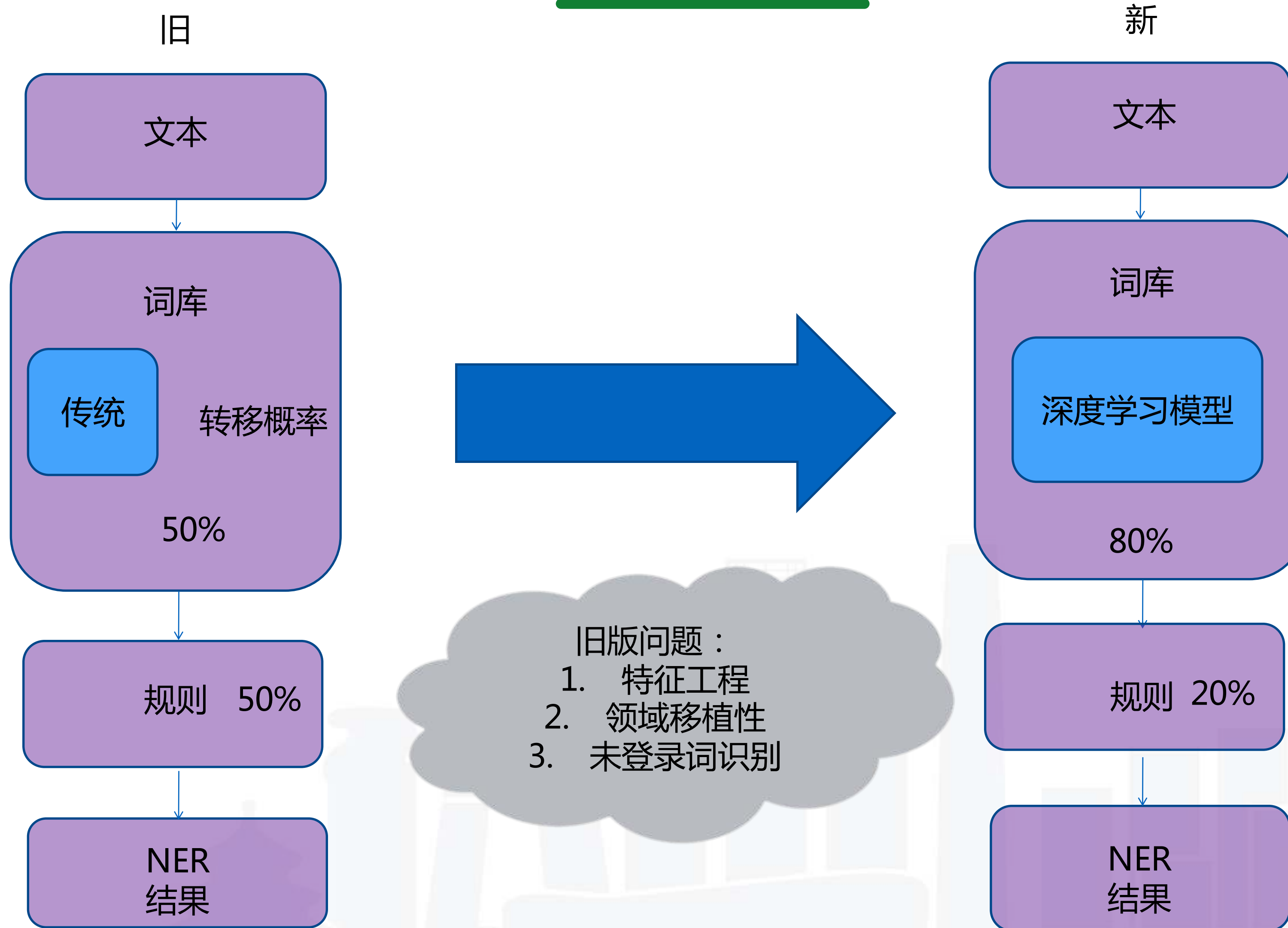


+

传统机器学习

比如分析的隐马尔可夫
(HMM)、条件随机场
(CRF)、最大熵马尔可夫模型
(MEMM) 等

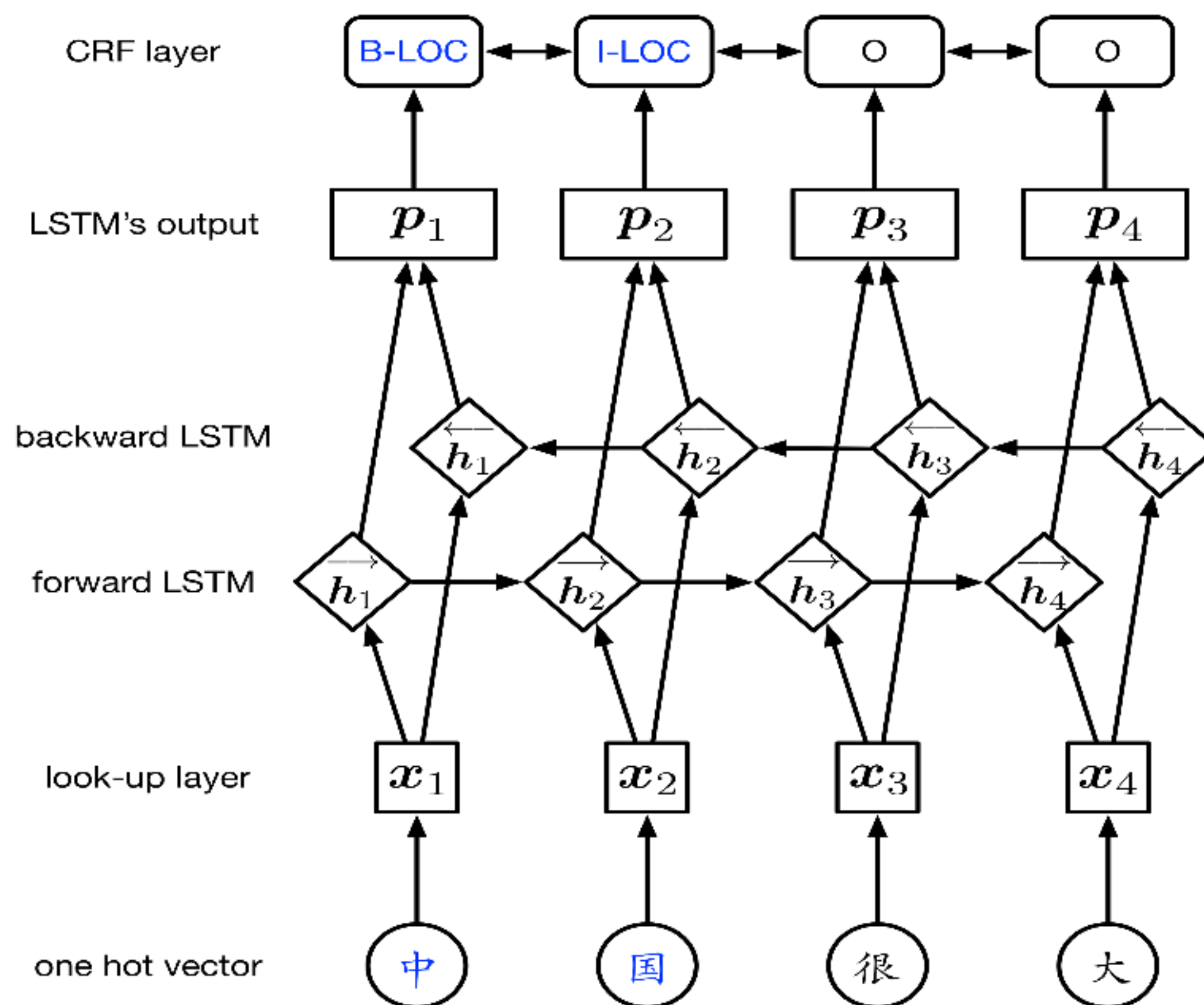
NER的传统学习方法 VS 深度学习方法



深度学习应用于NER

序列标注标准

1. B-PER、I-PER代表人名首字、人名非首字
2. B-LOC、I-LOC代表地名首字、地名非首字
3. B-ORG、I-ORG代表组织机构名首字、组织机构名非首字
4. O代表该字不属于命名实体的一部分



$$y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$$

$$s(X, y) = \sum_{i=0}^n A_{y_i, y_{i+1}} + \sum_{i=1}^n P_{i, y_i}$$

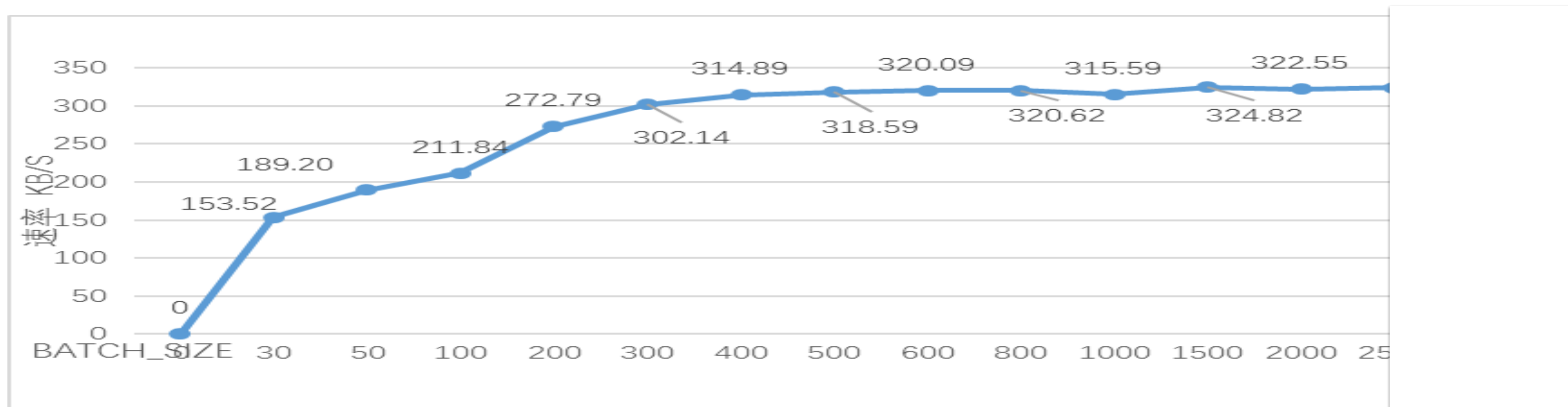
$$p(y|X) = \frac{e^{s(X, y)}}{\sum_{\tilde{y} \in Y_X} e^{s(X, \tilde{y})}}$$

$$y^* = \operatorname{argmax}_{\tilde{y} \in Y_X} s(X, \tilde{y})$$

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$$

深度学习应用于NER的效果

任务	指标	传统CRF模型	BiLSTM+CRF模型
命名实体	F1值	86.30%	91.45%
命名实体	性能	200K	320K



受限 基于pytorch的命名实体性能

知识抽取 – 关系抽取



RULE

大量人工

高精度

低召回

正则 + 语法规则



BOOTSTRAP

只需要少量关系样本

Score阈值保证迭代精度

召回高、但随着迭代精度下降

$\text{Score}(\text{Pattern}) \propto \text{Cnt}(\text{M_Seeds})$

$\text{Score}(\text{Extraction}) \propto$

$\text{Cnt}(\text{M_Pattern})$



DISTANT SUPERVISED

适合大量关系样本

精度稍高、召回高

在待测样本上进行自动标注

将关系样本反向标注到含有两个实体词的句子
上（设定距离），然后将关系抽取变为
文本分类问题

知识抽取 – 动态本体映射

硬编码的本体会使得系统走向两个极端

General Dynamic
Ontology

Specific
Ontology

No
Semantics

Over-Defined
Semantics

知识抽取 – 动态本体映射

DEEPFINDER 百分点动态知识图谱

首页

本体配置

对象类型

关系类型

查看图谱

数据配置

融合配置

数据注入

安全管理

动态知识图谱 / 本体配置 / 对象类型

添加对象类型

请选择对象分类

图标	对象类型	显示名称	分类	状态	创建者	创建时间	更新
	com.bfd.entity.zxcvbn.masdfg.hjklqwertyui.opzxcv.nmasdf.hjklqwertyui	1	entity	不需融合	system	2018-04-02	system
	com.bfd.entity.t3.car_5	车5	entity	不需融合	system	2018-04-02	system
	com.bfd.entity.t3.car_4	车4	entity	不需融合	system	2018-04-02	system

DEEPFINDER 百分点动态知识图谱

首页

本体配置

数据配置

数据库

数据源

融合配置

数据注入

安全管理

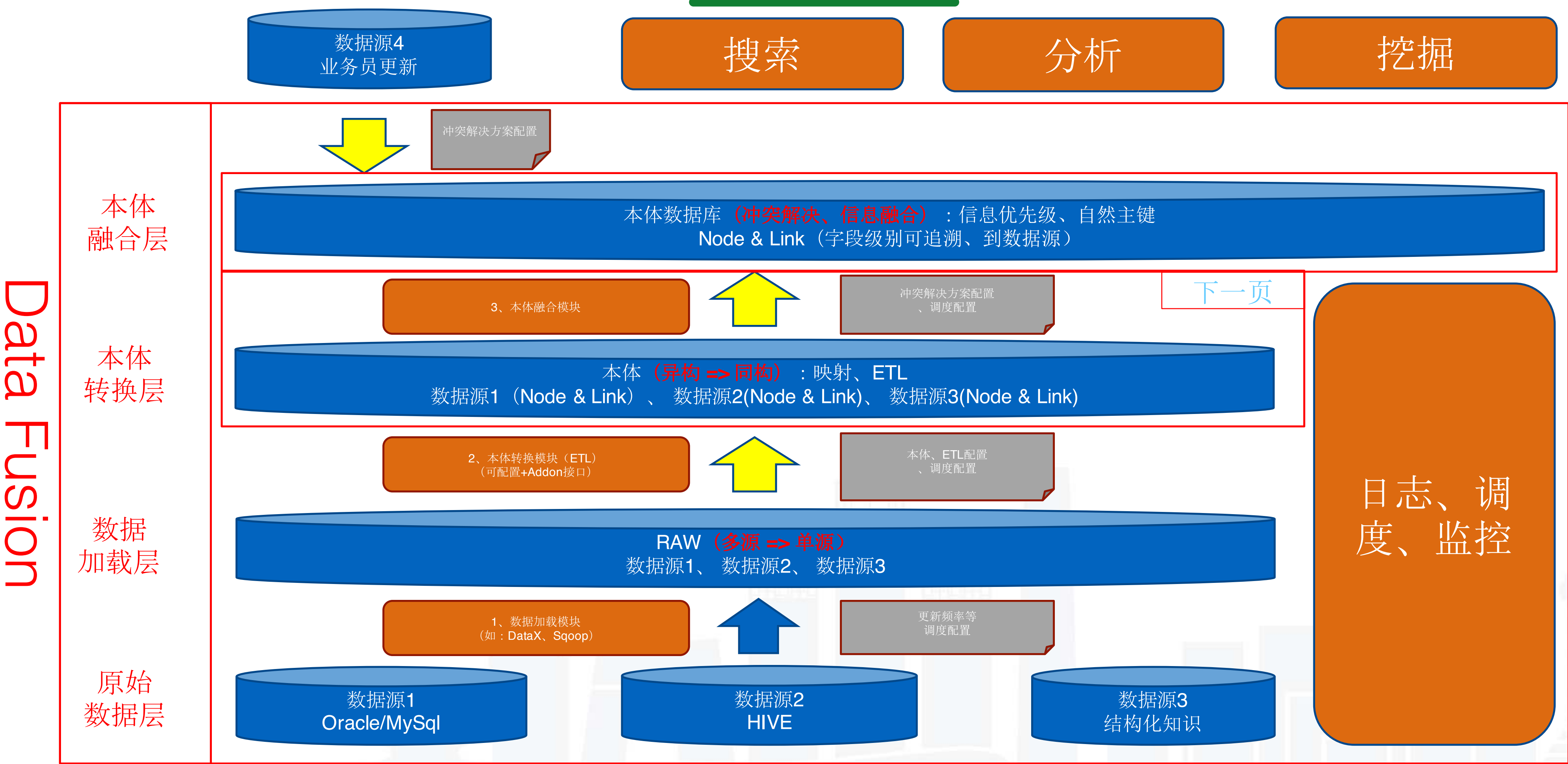
动态知识图谱 / 数据配置 / 数据源

创建数据源

数据源	数据库	类型	状态	创建者	创建时间
发送关系_抄送	upload_data	关系	已映射	system	2018-03-30
218	t1.sql_tests	关系	未映射	system	2018-03-29
Test_to发送关系	upload_data	关系	已映射	system	2018-03-30
测试事件数据库	4lbw	对象	已映射	system	2018-03-30
s215	t1.sql_tests	关系	已映射	system	2018-03-29
w214	t1.sql_tests	对象	已映射	system	2018-03-29

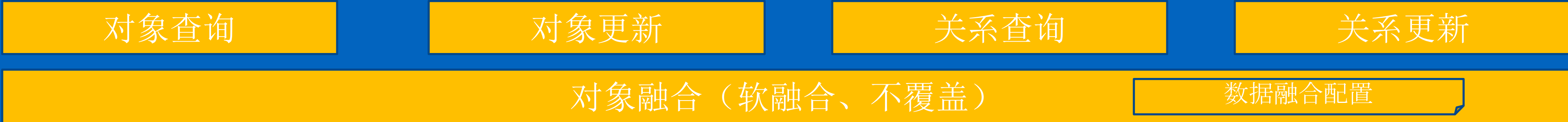


知识融合 – 先同构后融合架构



知识融合 – 弹性对象存储 & 软融合

Ontology DB API (融合后的图谱数据)



Ontology DB

Hbase For Core Storage、ES For Index、Neo4j For Relation Search

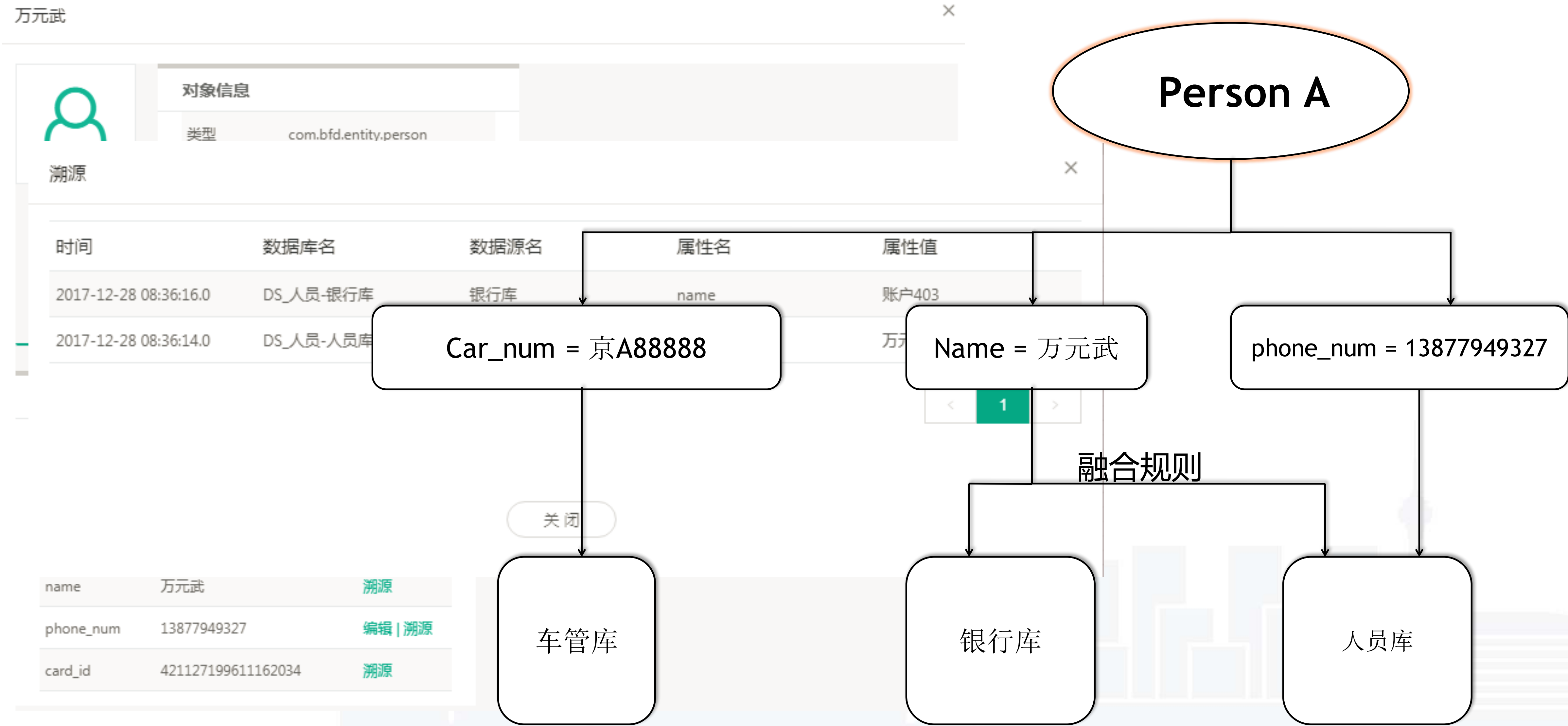
Obj_ID	Attr_ID	Type	Value	Version	Src_col	Timestamp
1324124132432122	12341324	Insert	2017-01-02	1	Souceid.row.column	201701011200
1324124132432123	12341235	Update	百分点	2		201701011200
1324124132432124	12341236	Delete		2	User_id	201701011200

数据源离线接入

数据源实时写入

知识抽取后知识

知识融合 – 融合&溯源



目 录

- 公共安全行业知识图谱
- 安全行业知识图谱构建
- 安全行业知识图谱应用

安全行业知识图谱应用

交互式分析



- 现实世界认知能力
- 应对多变环境和场景
- 知识化后的数据世界中，
分析效率显著提升
- 知识共享、传承

业务战法



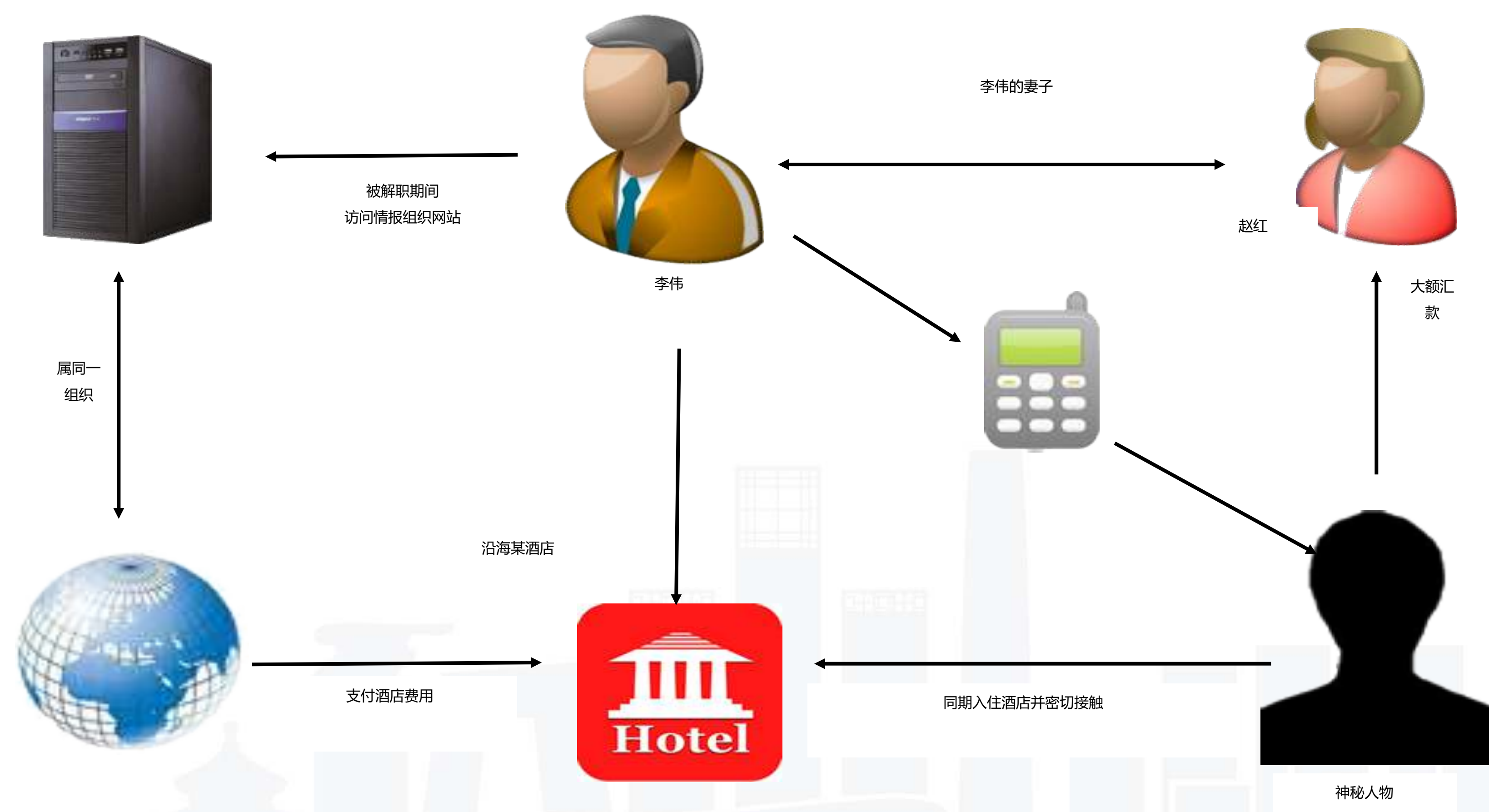
- 业务积累的规则
- 固化常用的挖掘模式，
提高分析效率
- 高精度
- 可预置演绎规则

挖掘推理

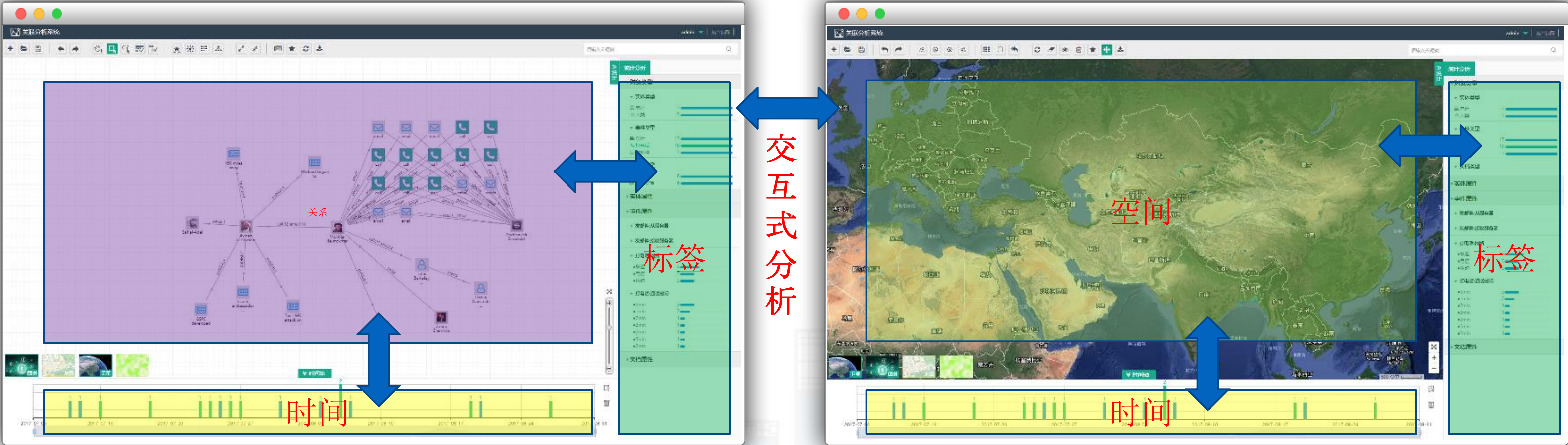


- 已有知识做为标注样本
- 运用机器学习归纳学习
- **Node Classification**
- **Link Prediction**
- **Cluster**

交互式分析应对各种场景

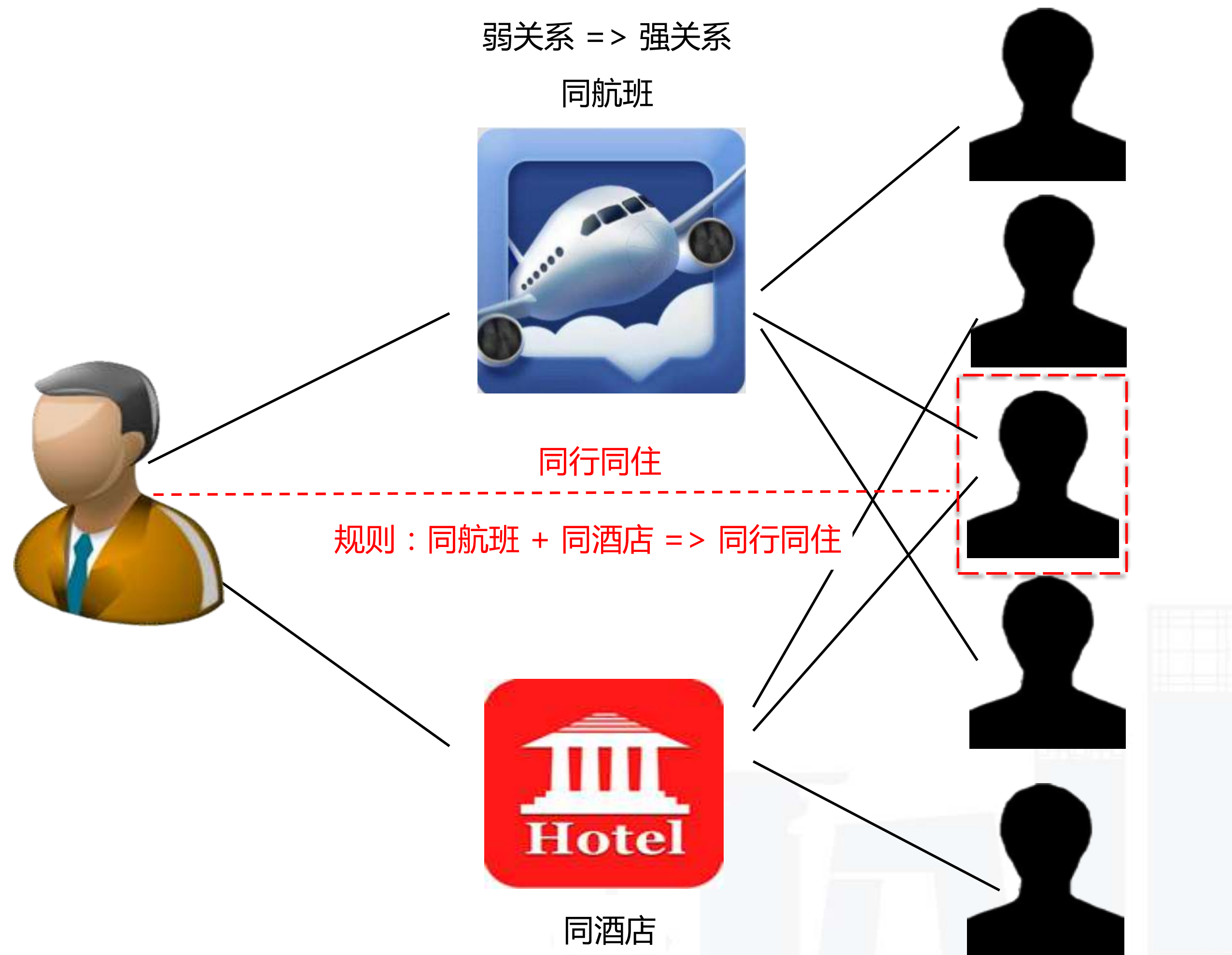


DEEP FINDER 智能安全分析系统



基于知识图谱的数据世界中， 不断假设、检验、发现

战法规则 – 隐含关系挖掘（轨迹）



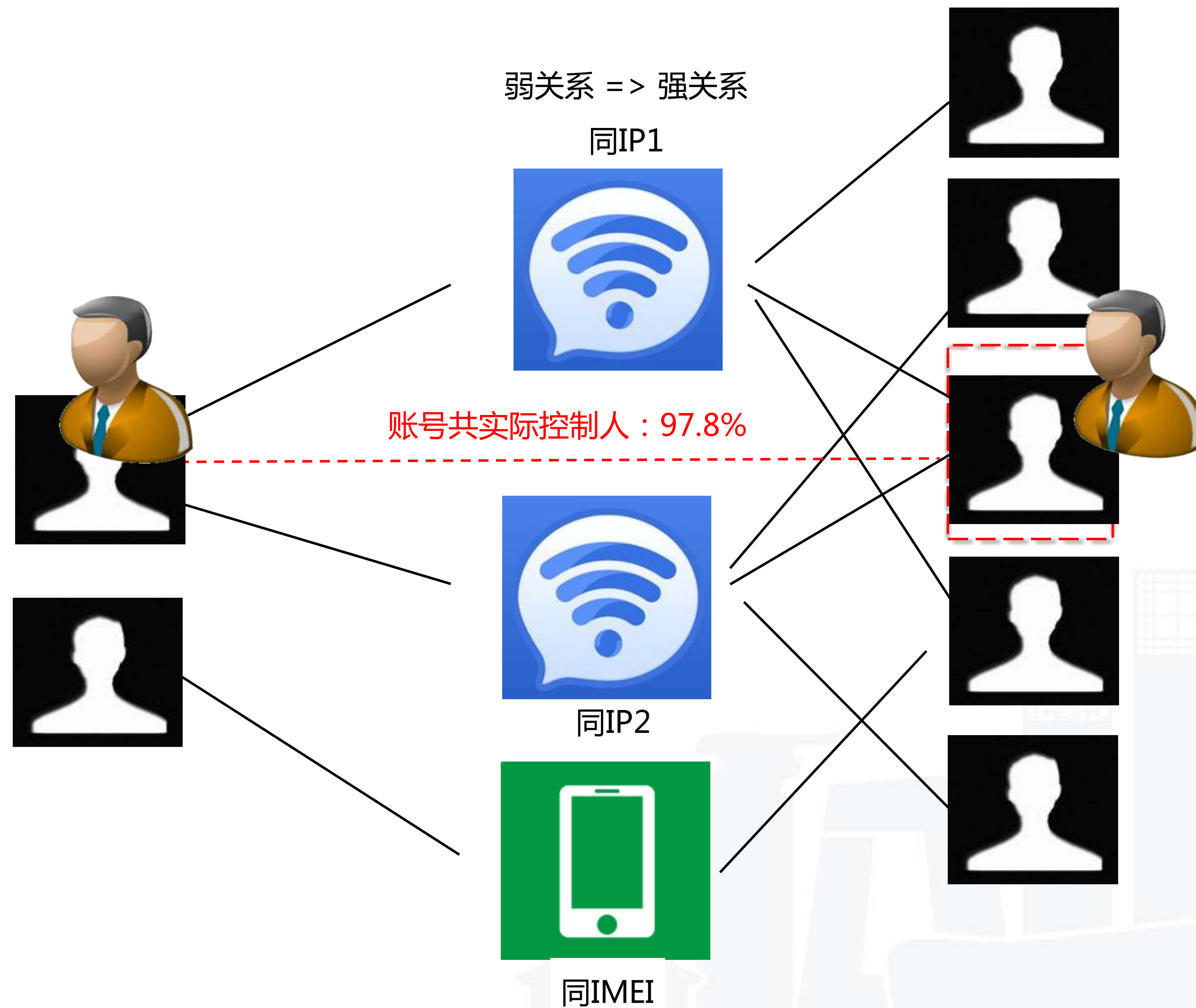
判别依据

- $P(A \text{ Knows } B \mid O_1, O_2, O_3 \dots)$
- $= 1 - P(A \text{ unKnows } B \mid O_1, O_2, O_3 \dots)$
- $= 1 - P(A \text{ unKnows } B \mid O_1, O_2, O_3 \dots)$
- $= 1 - \frac{P(O_1, O_2, O_3 \dots \mid A \text{ unKnows } B) * P(A \text{ unKnows } B)}{P(O_1, O_2, O_3 \dots)}$
- $\propto 1 - \prod_i P(O_i \mid A \text{ unKnows } B)$

业务规则的问题

- 精度高、低召回
- 规则爆炸：考虑入住时间、入住房间，同行次数等

战法规则 => 模型 - 隐含关系挖掘



模型

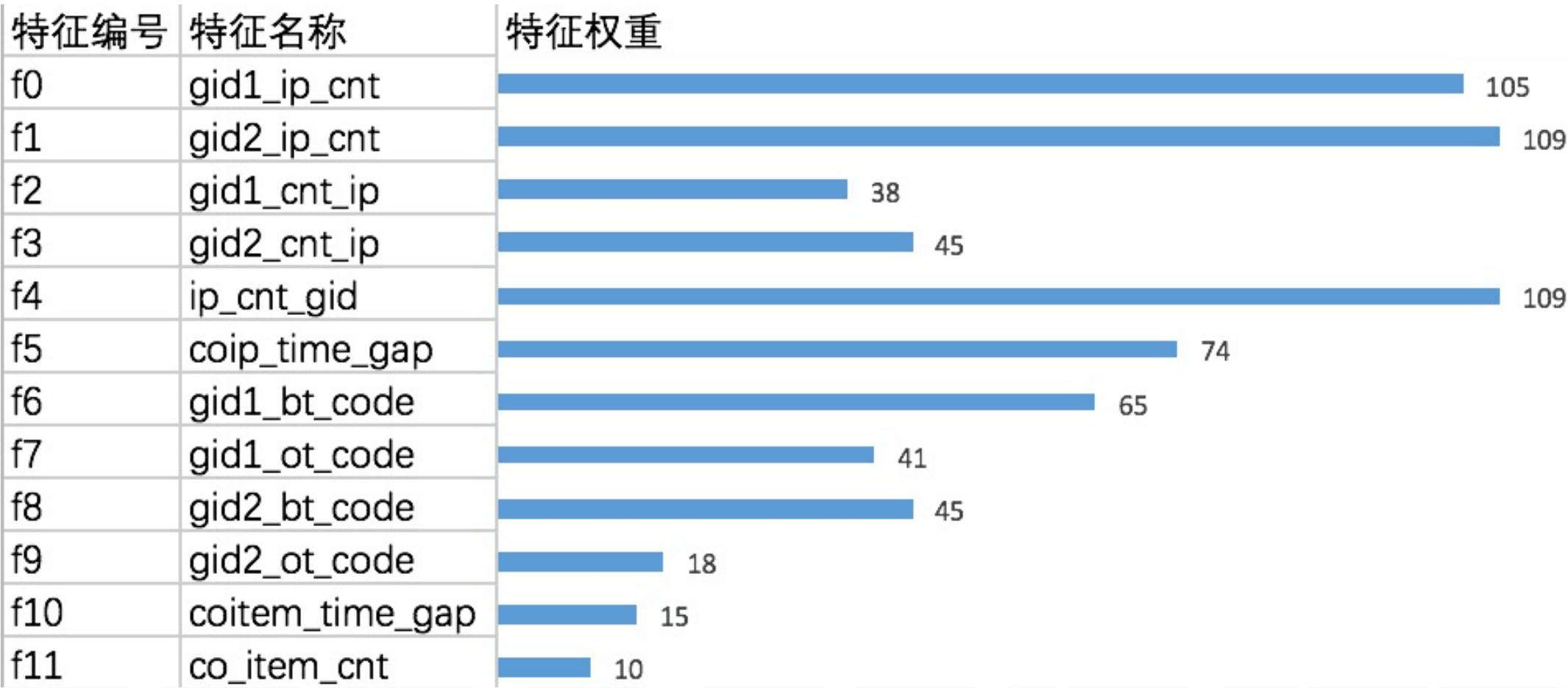
- 本质是规则的升级
- 保证精度、提高召回
- 一个模型搞定多套规则（太多规则不易管理）
- 基于业务规则判提取数据/已知关联为训练集
- 需要特征提取、模型训练(GBDT)

战法规则 => 模型 - 隐含关系挖掘

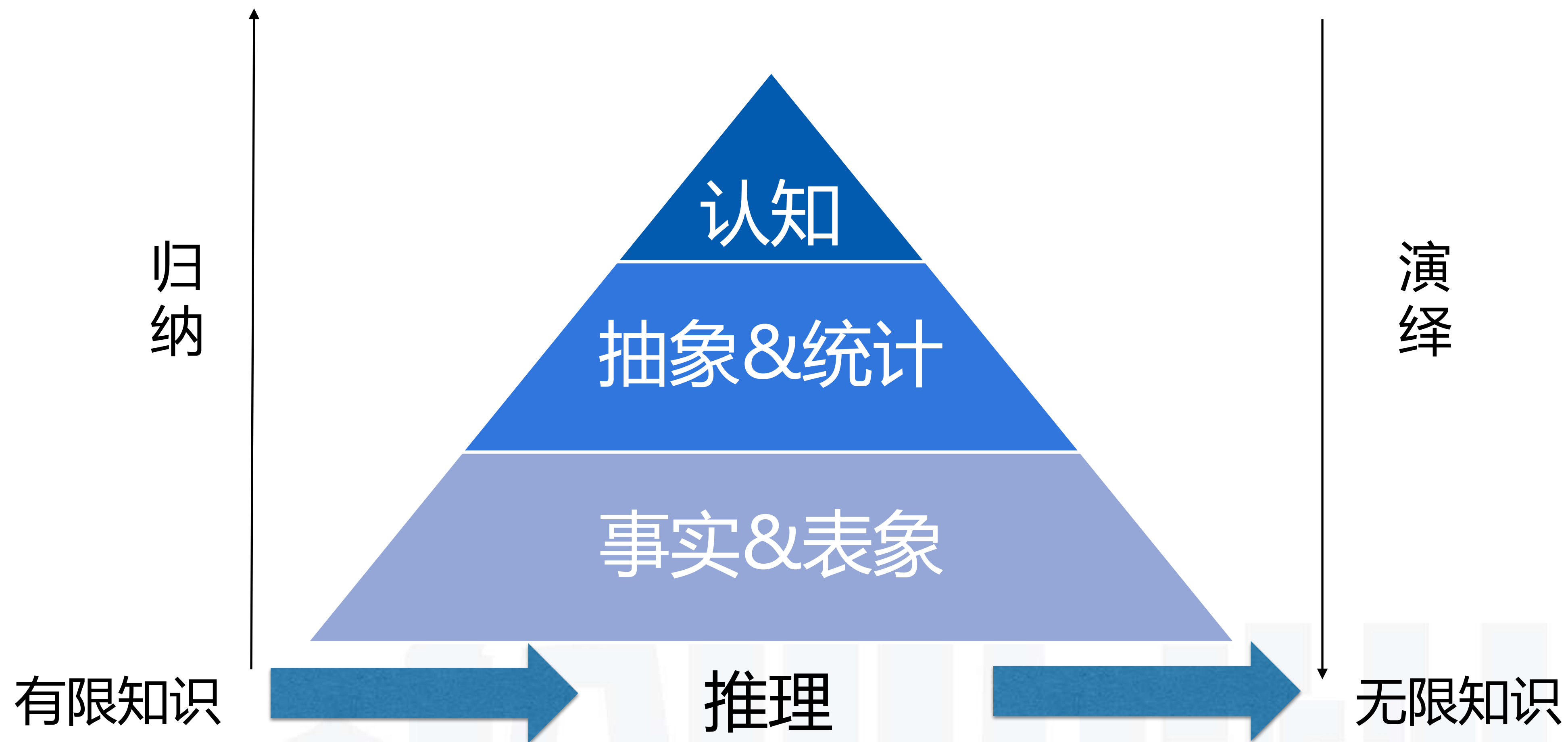
特征

- gid1_ip_cnt : gid1在此ip出现的次数
- gid2_ip_cnt : gid2在此ip出现的次数
- gid1_cnt_ip : gid1访问的ip数
- gid2_cnt_ip : gid2访问的ip数
- ip_cnt_gid : 此ip上出现的gid数量
- coip_time_gap : 在此ip共现的平均时间间隔
- gid1_bt_code : gid1的bt码
- gid1_ot_code : gid1的ot码
- gid2_bt_code : gid2的bt码
- gid2_ot_code : gid2的ot码
- coitem_time_gap : 访问过同一个item的平均时间间隔
- co_item_cnt : item共现的数量

accuracy: 96.75%, precision: 85.66%, recall: 77.23%, f1: 81.22% , fbeta: 83.83%				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.98	0.99	0.98	120180
1	0.86	0.77	0.81	12018
avg / total	0.97	0.97	0.97	132198



挖掘推理（规则、模型）



挖掘推理

归纳

- 从已有知识总结(学习)规律
- Node classification
 - - Feature Engineering
 - - Embedding
- Link Prediction :
 - - Path-Ranking
 - - Embedding-based
- Cluster

- 知识稀疏性需要知识补全，Link prediction
- 危险人员预测（node classification）

演绎

- 应用（Inference）学到规律
- 显式表示模型可以添加业务规则
- 如时空约束
 - - 不在场证据
 - - Geo & Time Constrain

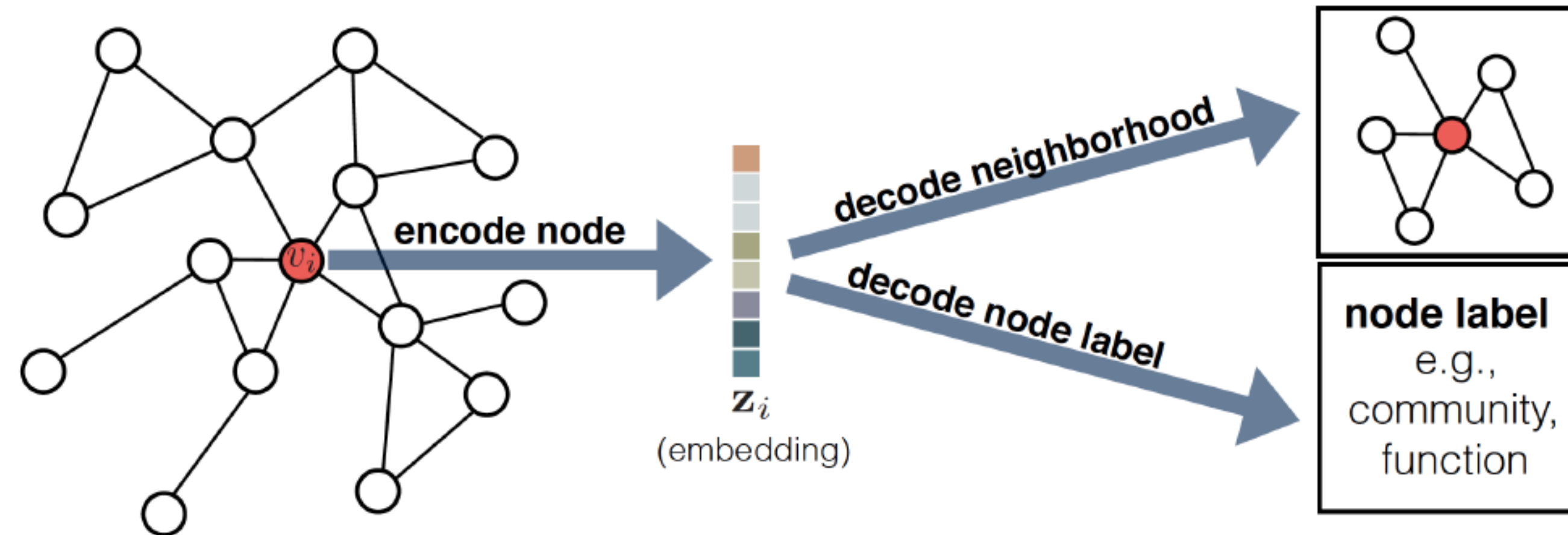
- 社区发现（Clustering）
- 多层次关系发现（启发式搜索）

模型例子

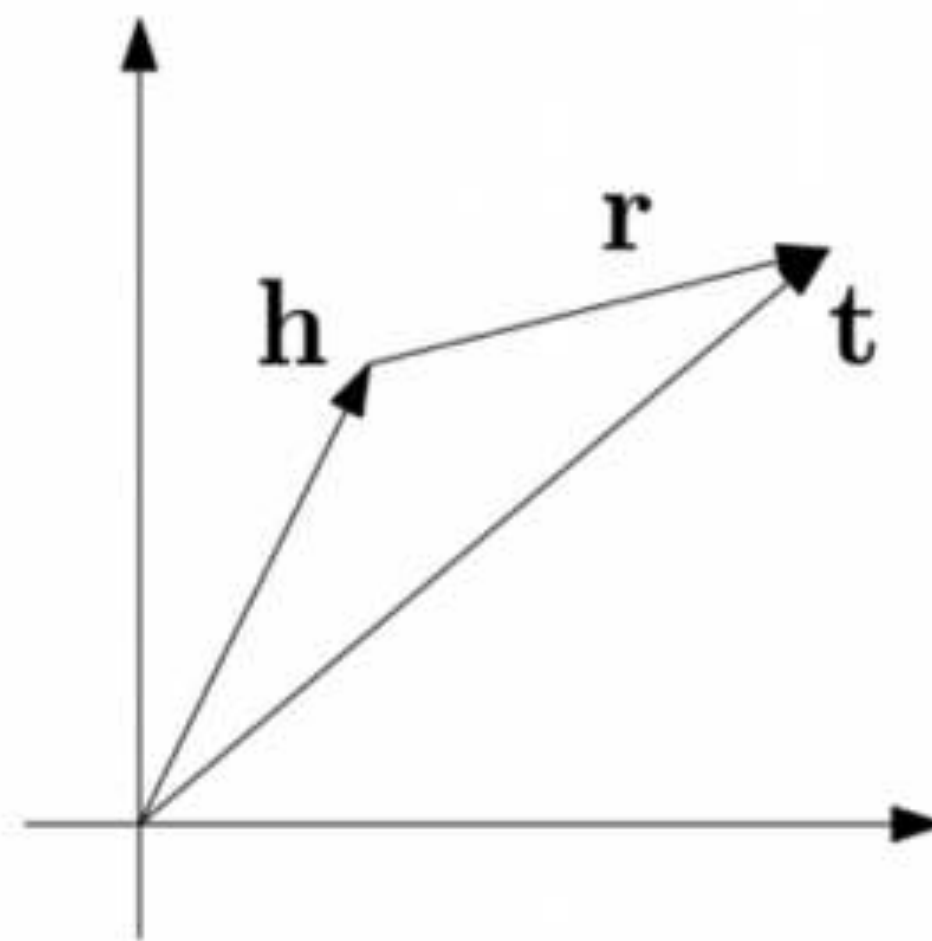
TASK	Sample	Representation	Objective	Optimization
Node Classification	危险人员预测 Graph + Node Label	特征工程 属性、度数、网络 节点数值	Classification Cross Entropy Loss	SGD
		Representation Embedding	Predicting Neighbor Predicting Label	SGD
Link Prediction	知识补全 Graph Itself (Structure)	特征工程 路径特征,次数等	Classification Cross Entropy Loss	SGD
		Link Prediction Embedding	Predicting Link Predicting Node	SGD

Knowledge Presentation Learning

Representation Embedding

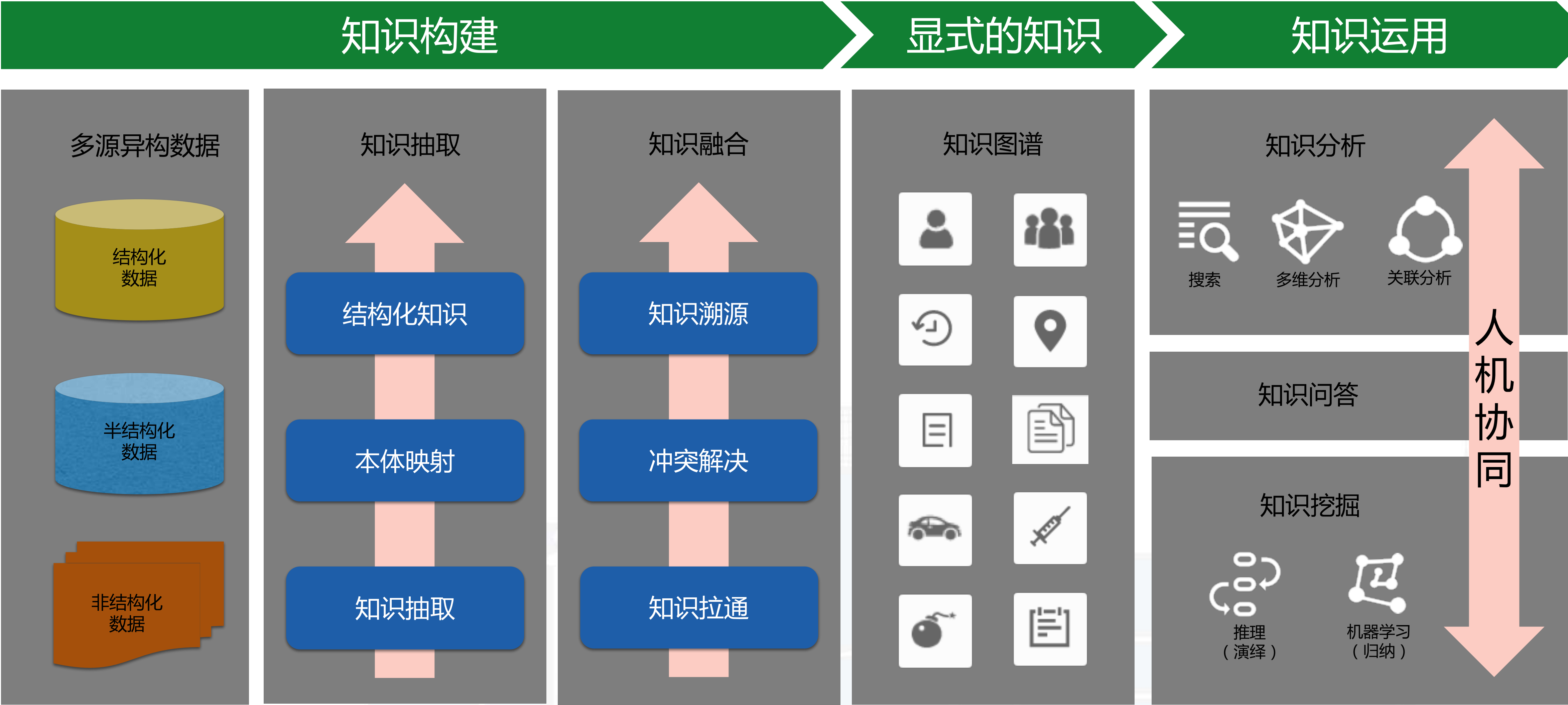


Link Prediction Embedding TransE/H/R/D...



$$\mathcal{L} = \sum_{(h,r,t) \in S} \sum_{(h',r,t') \in S'_{(h,r,t)}} [\gamma + f_r(h,t) - f_r(h',t')]_+$$

动态知识图谱：将技术化的数据转变为业务知识





关注QCon微信公众号，
获得更多干货！

Thanks!



INTERNATIONAL SOFTWARE DEVELOPMENT CONFERENCE

主办方 **Geekbang**  **InfoQ** 
极客邦科技

GMITC 2018

全球大前端技术大会

—— 大前端的下一站 ——



<<扫码了解更多详情>>

关注 ArchSummit 公众号
获取国内外一线架构设计
了解上千名知名架构师的实践动向



Apple • Google • Microsoft • Facebook • Amazon 腾讯 • 阿里 • 百度 • 京东 • 小米 • 网易 • 微博

深圳站：2018年7月6-9日 北京站：2018年12月7-10日

QCon

全球软件开发大会【2018】

上海站

2018年10月18-20日

7折

预售中, 现在报名立减2040元

团购享更多优惠, 截至2018年7月1日



极客邦科技
企业培训与咨询

Geekbang>

扫码关注
获取更多培训信息

