

知识图谱在小米的落地与挑战



刘作鹏

小米人工智能实验室知识图谱总监

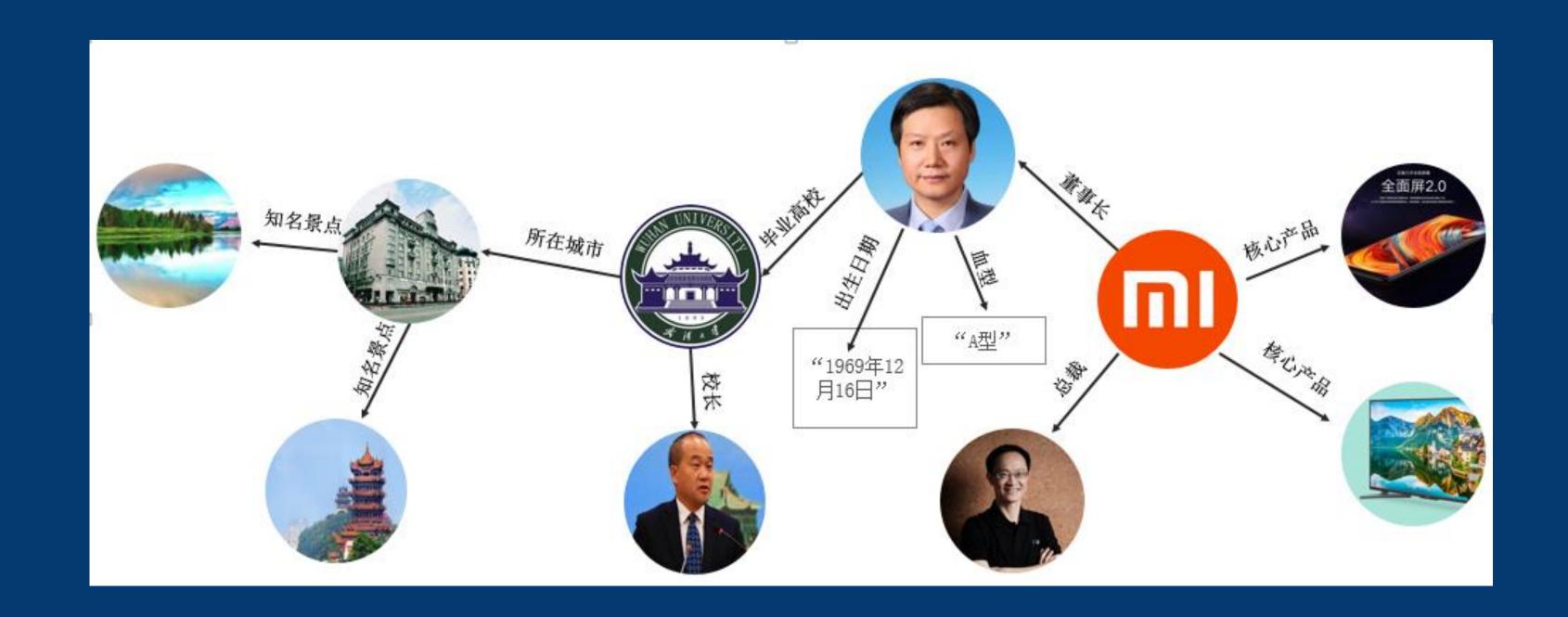


TABLE OF

CONTENTS 大纲

- 知识图谱概述
- 知识图谱构建
- 基于图谱的问答
- 图谱的其他典型应用

知识图谱简介



- · 本质上,知识图谱是大规模的语义网络(Semantic Web);
- 语义网络是知识表示的重要方式之一, 富含实体、概念和多种语义关系;



语义网络

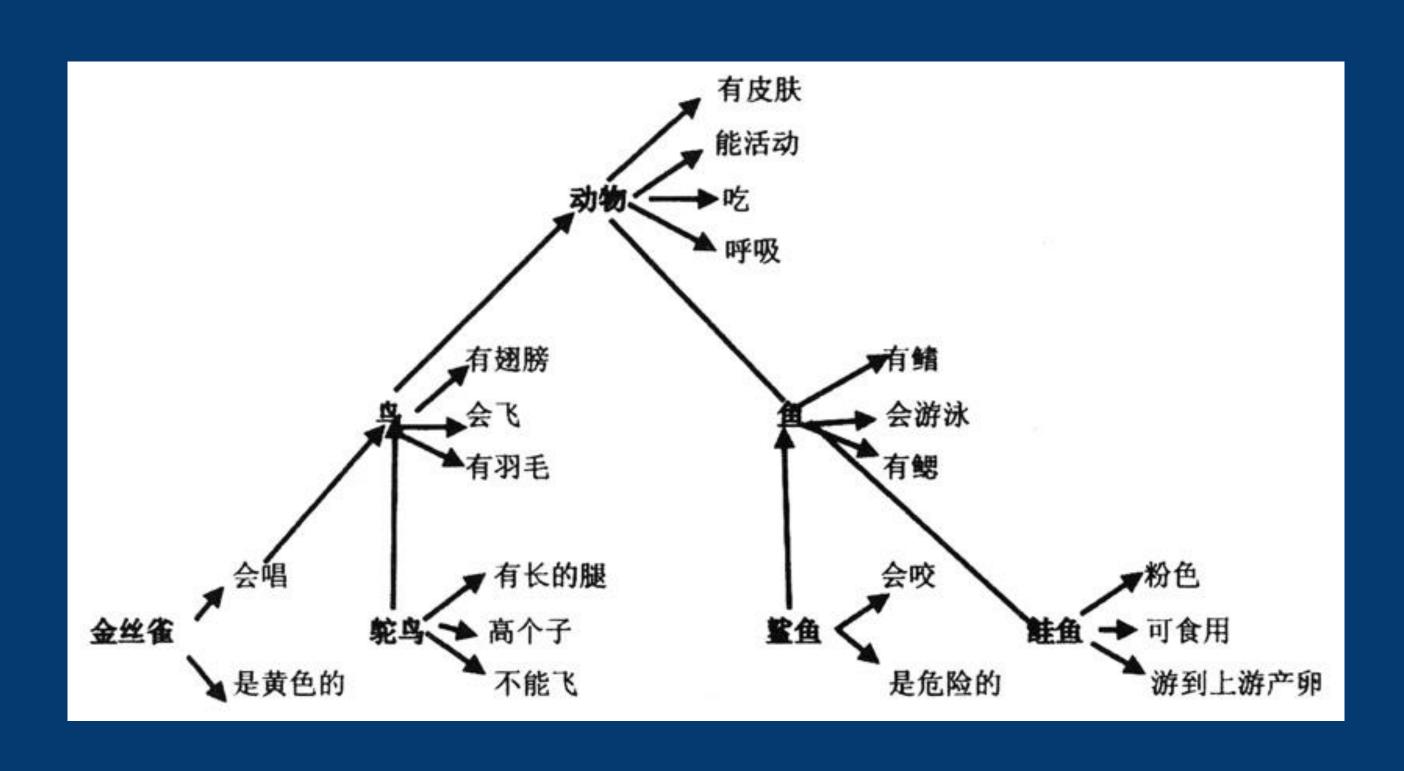
语义网络

知识表示

知识工程

人工智能

语义网络的位置



典型的语义网络





图谱的价值



- 知识图谱是让机器具备认知能力的关键技术;
- 同深度学习相比,它在推理、理解、解释等问题的处理上,有独特的优势;



简单回顾



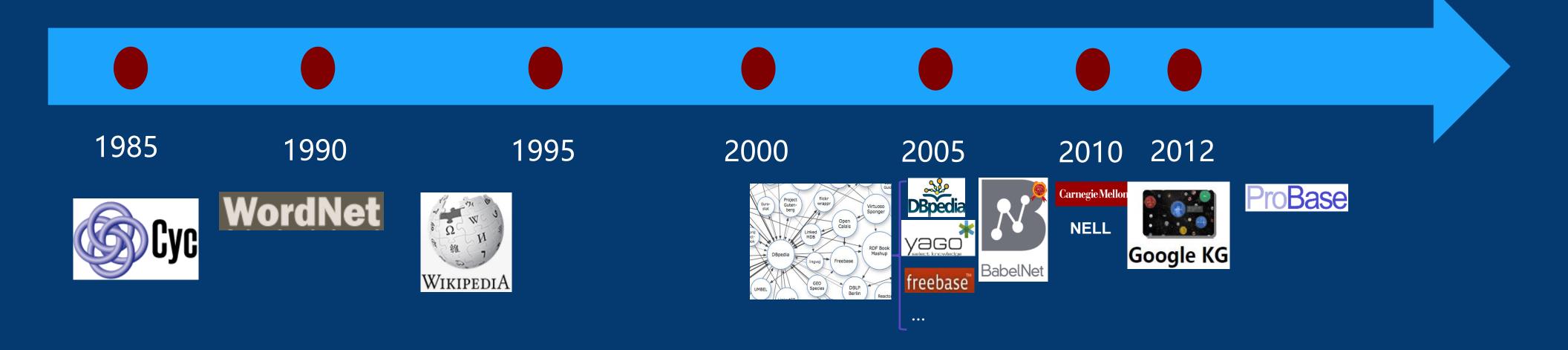
SUBSTANCE Supreme genus: immaterial Differentiae: material BODY Subordinate genera: **SPIRIT** Differentiae: inanimate animate LIVING Subordinate genera: **MINERA** Differentiae: insensitive sensitive ANIMAL Proximate genera: PLANT Differentiae: irrational rational Species: HUMAN **BEAST** Individuals: Socrates Aristotle

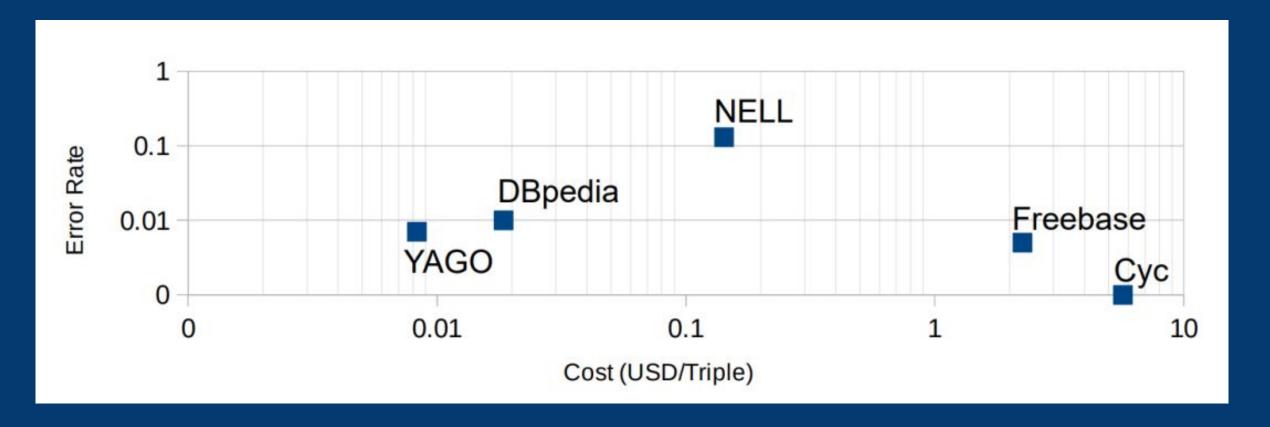
亚里士多德("百科全书之父"): 三段论 & 形而上学 莱布尼茨: 齿轮计算器 & 符号逻辑

波菲利之树(公元270年)



近代发展





- · Cyc 最早通用知识图谱之一, 耗时1000人年, 成本1.2 亿美金;
- · Freebase 有30 亿条英文关系,基于 众包,总成本约为 67.5 亿美元;



OpenBase项目



会 知识的挖掘与融合 会 知识更新



联合发起机构















OpenKG 小米集团

清华大学

浙江大学

东南大学

海知智能

狗尾草

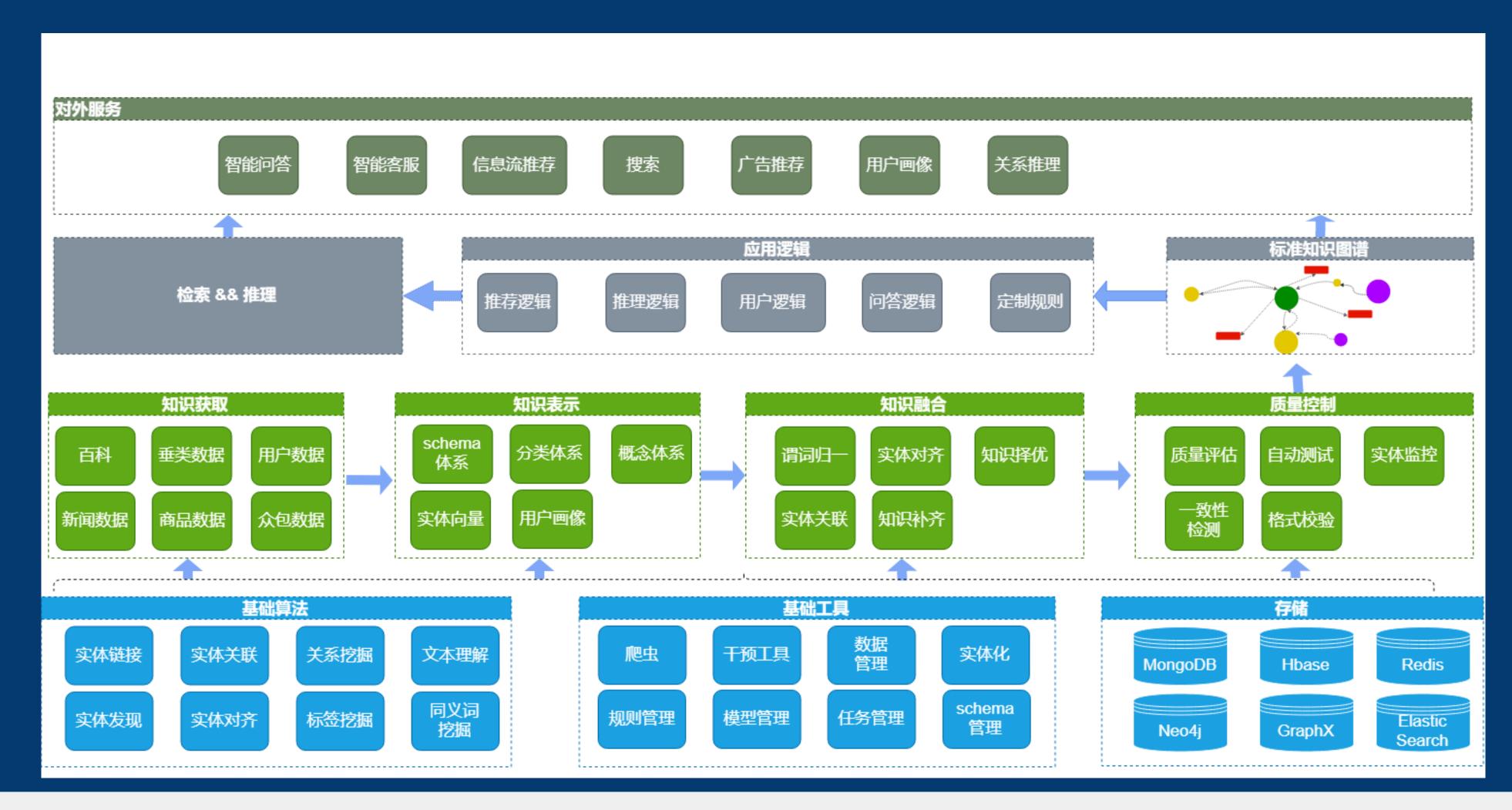
https://openbase.ai.xiaomi.com/



TABLE OF

CONTENTS 大纲

- 知识图谱概述
- 知识图谱构建
- 基于图谱的问答
- 图谱的其他典型应用





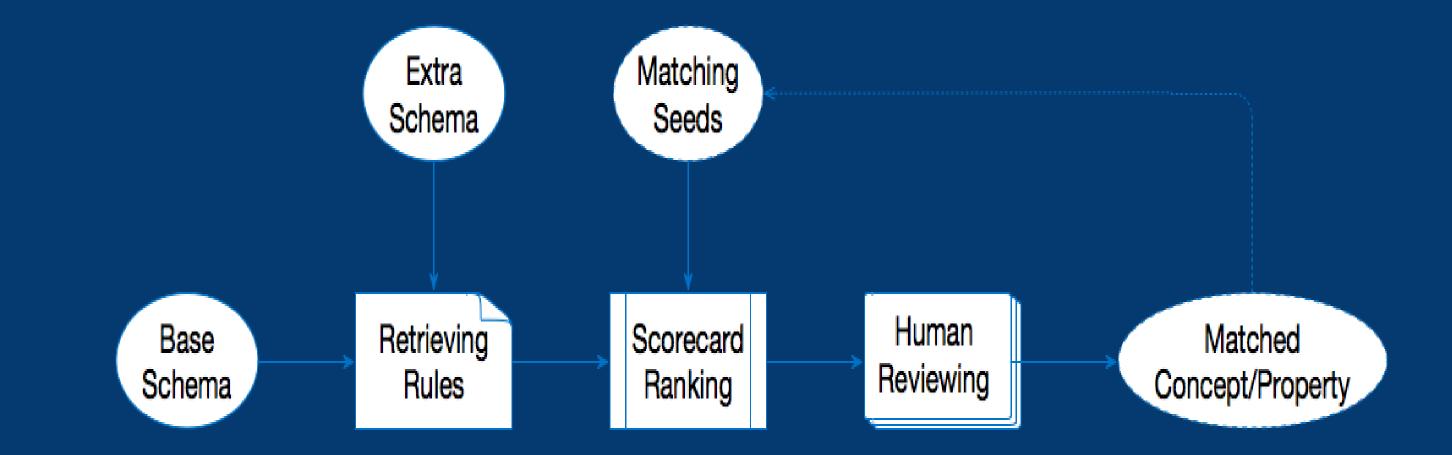
百科知识图谱的构建

知识抽取 — 实体发现 — 实体分类 — 知识补全 — 知识更新 — 知识融合

- 从多个百科数据源开始的、自下而上的图谱构建方式;
- 缺乏完整、一致的本体知识;
- 大规模百科图谱的对齐是一个难题;



百科图谱的对齐: Schema层对齐



- · 以cnSchema为基础,半自动地抽取等价概念和上下位关系;
- 利用等价概念发现等价谓词,必要时利用人工干预提升结果质量;
- 等价谓词又可以帮助发现等价概念, 然后迭代循环;



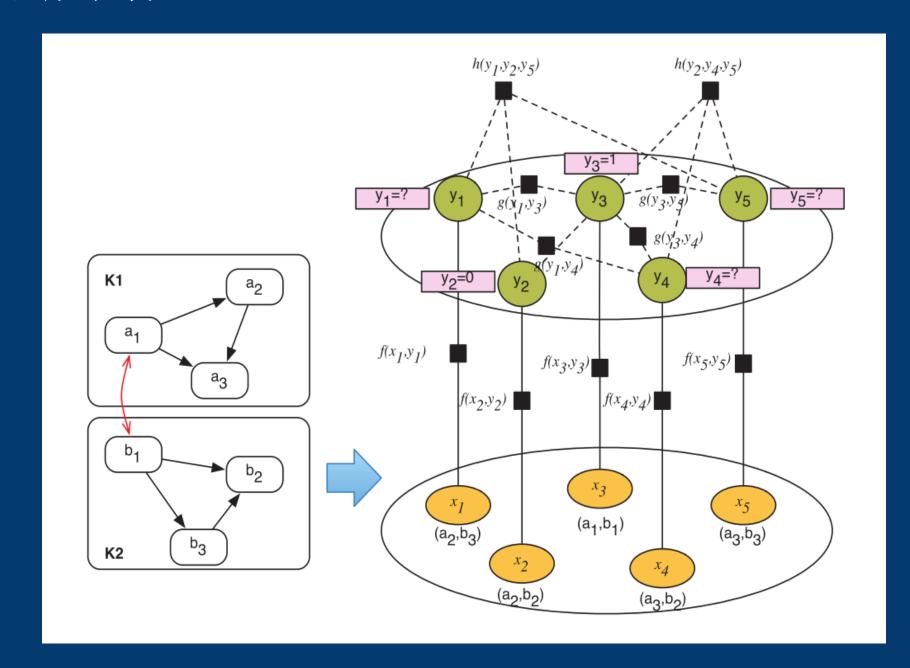
百科图谱的对齐: 实例层对齐

- · 方法一: 使用基于EM算法的半监督学习策略寻找等价实例:
 - 等价实例和属性做为种子集合,并从种子集合中挖掘匹配规则;
 - 根据匹配规则寻找置信度高的等价实例;
 - 将新的等价实例加入到种子集合中,然后迭代循环;

方法二: Linkage Factor Graph Model在 跨语言链接上,有着很好的表现

$$p(Y) = \prod_{i} f(y_i, x_i) g(y_i, G(y_i)) h(y_i, H(y_i))$$

《Cross-lingual Knowledge Linking Across Wiki Knowledge Bases》 (Zhichun Wang… 2012)





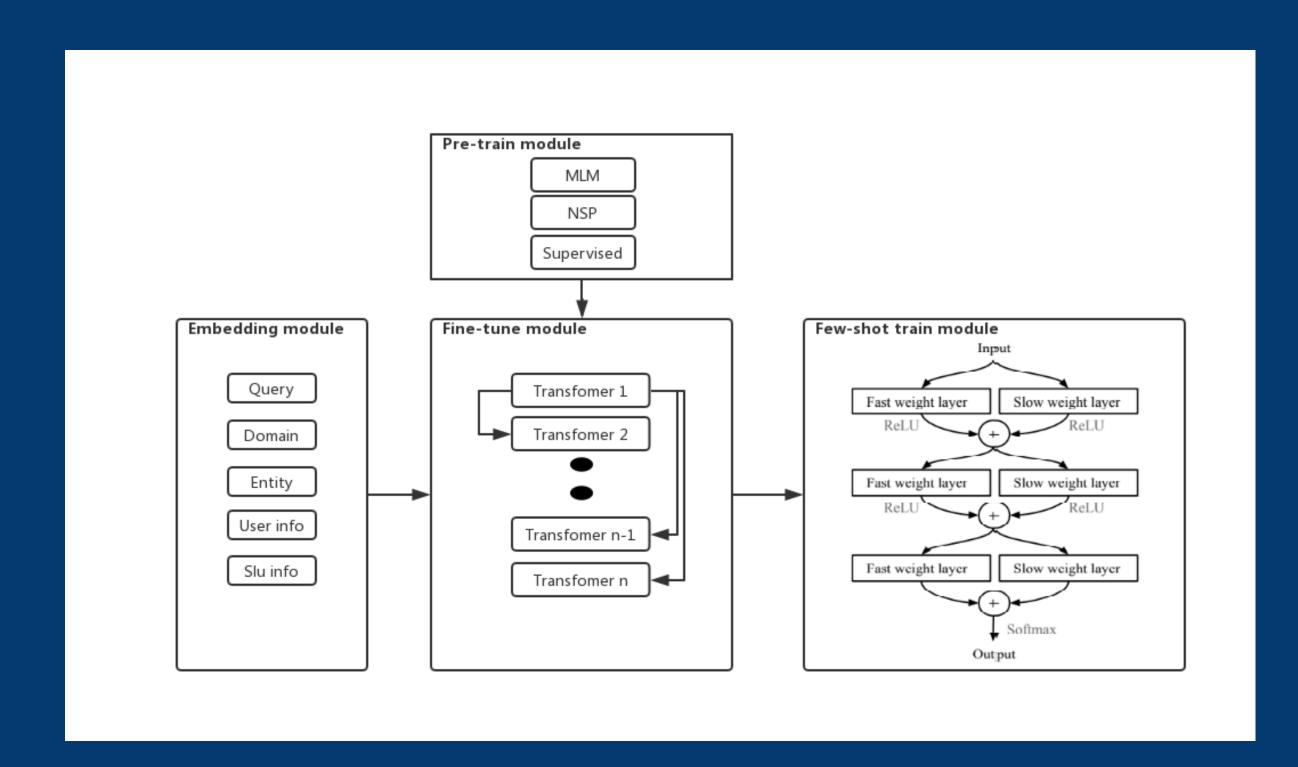
垂域知识图谱的构建

本体定义 — 实体发现 — 知识抽取 — 实体对齐 — 知识择优 — 知识更新

- 垂域图谱的构建从本体定义开始, 采取自上而下的方式;
- 数据源的质量不同,知识择优异常重要;
- 在构建全新的垂域图谱时, 基于小样本的模型学习非常重要;



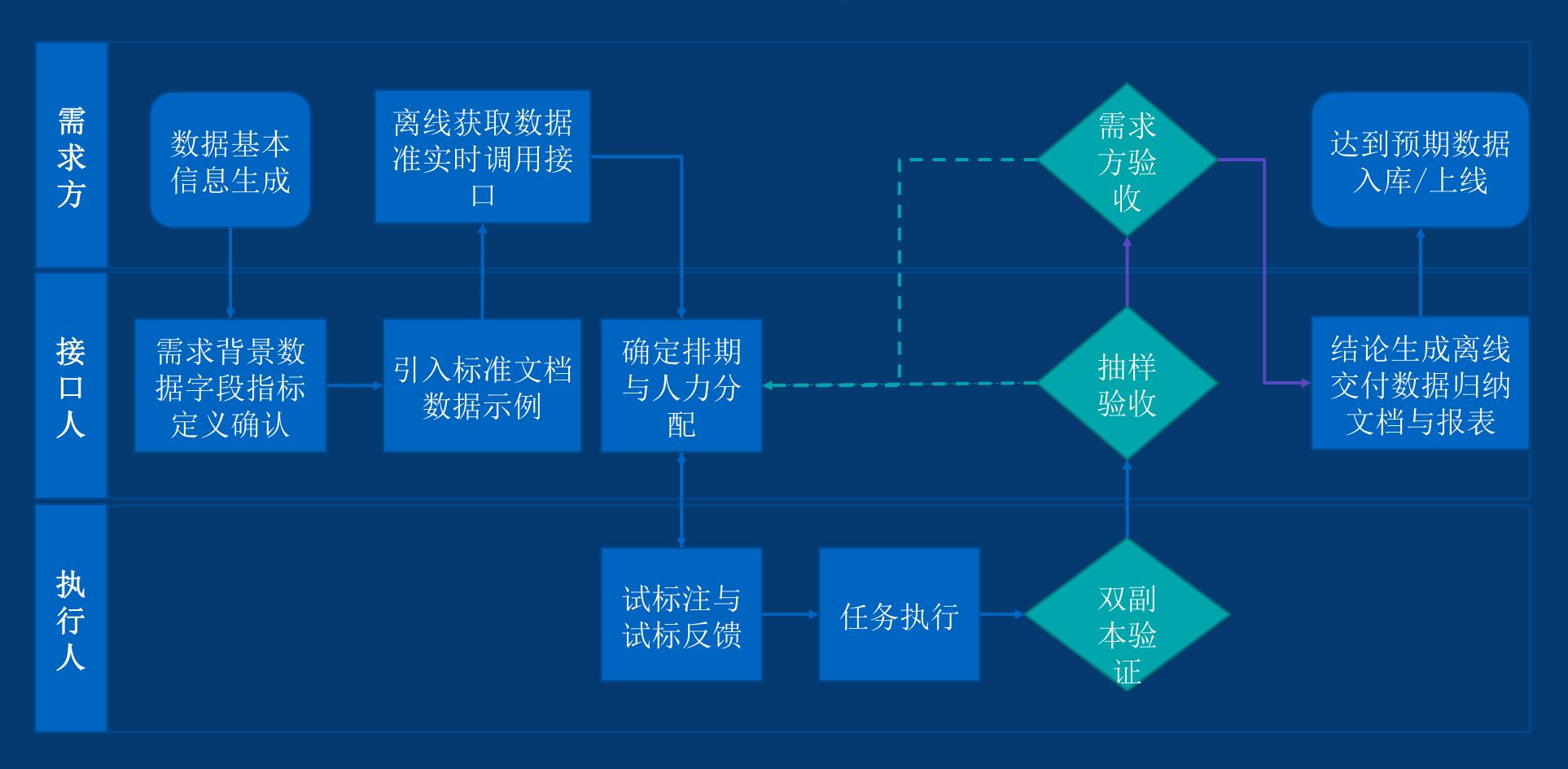
小样本条件下的文本分类模型



- ·联合BERT和Meta Network的网络模型;
- ·Transformer层之间用残差网络连接, 提升了模型训练速度和分类效果

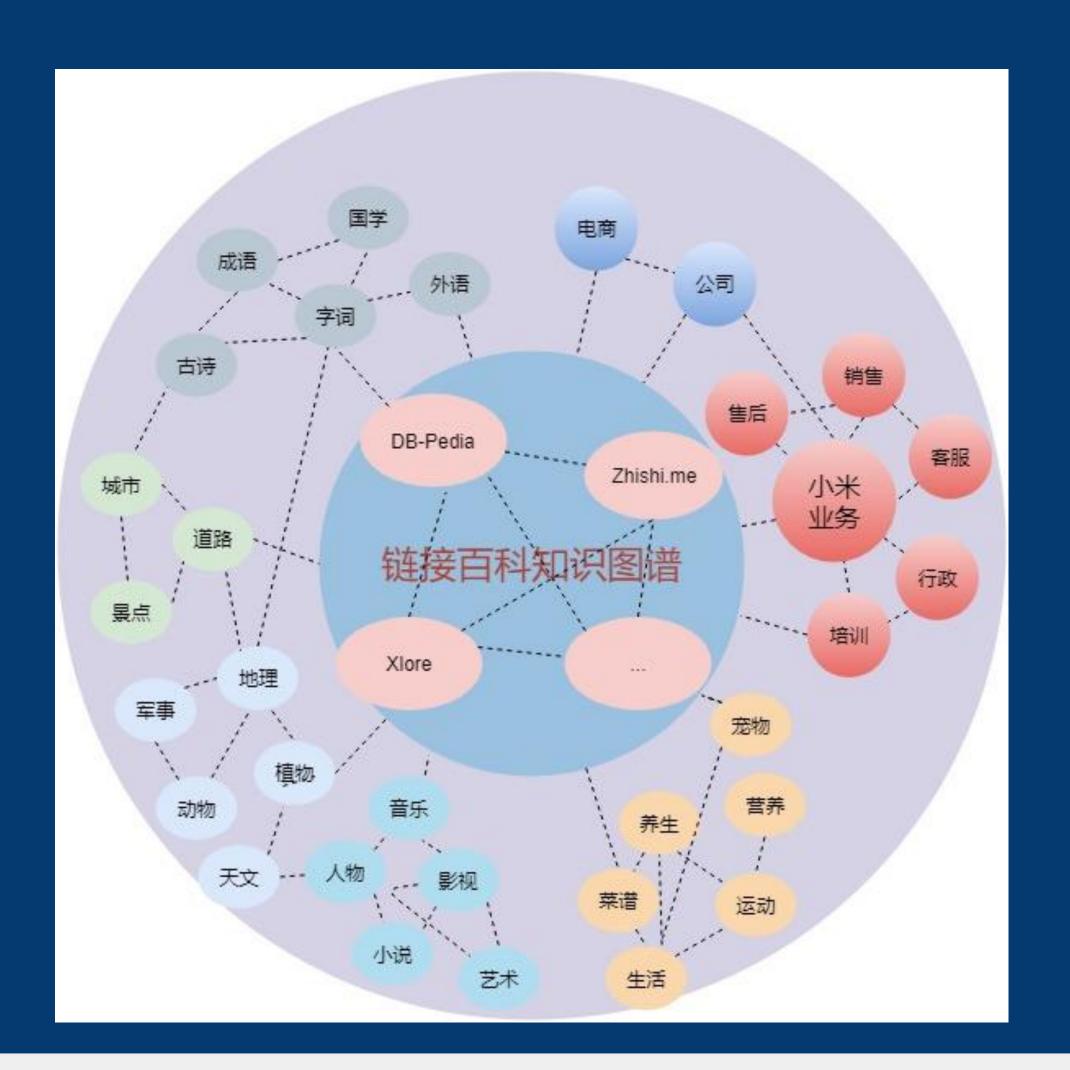


图谱的质检流程



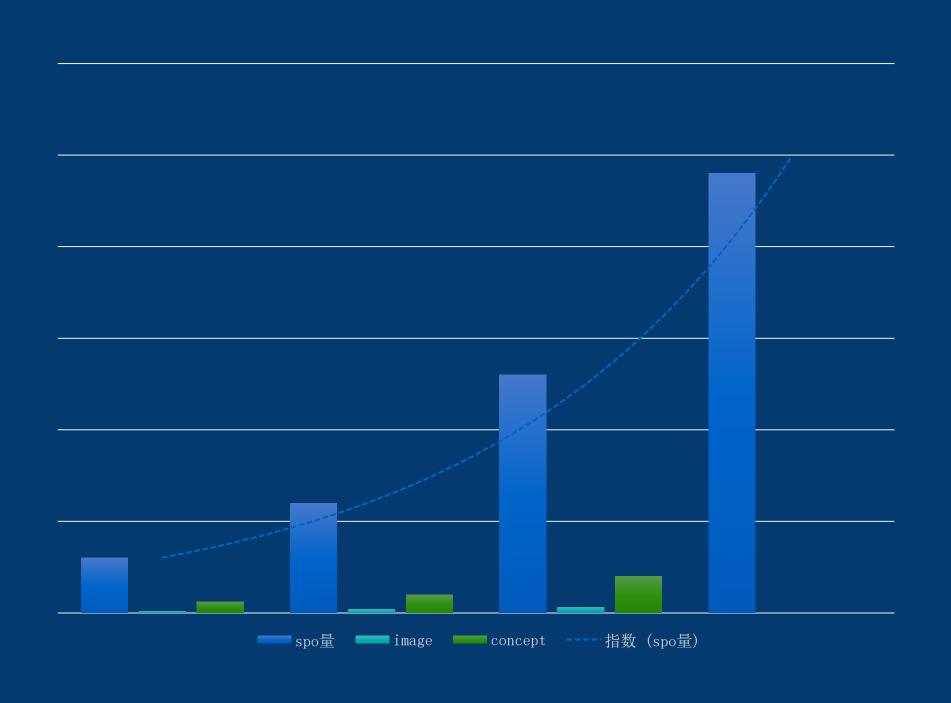


小米图谱



- 以百科图谱为中心,链接了各垂类图谱;
- 在小米智能客服和行政助手场景下, 小米业务图谱显著地提升了问答准 确率;

小米图谱规模



- 截止到19年Q3, SP0数超过百亿;
- 高质量关系数目每季度翻倍增长;

TABLE OF

CONTENTS 大纲

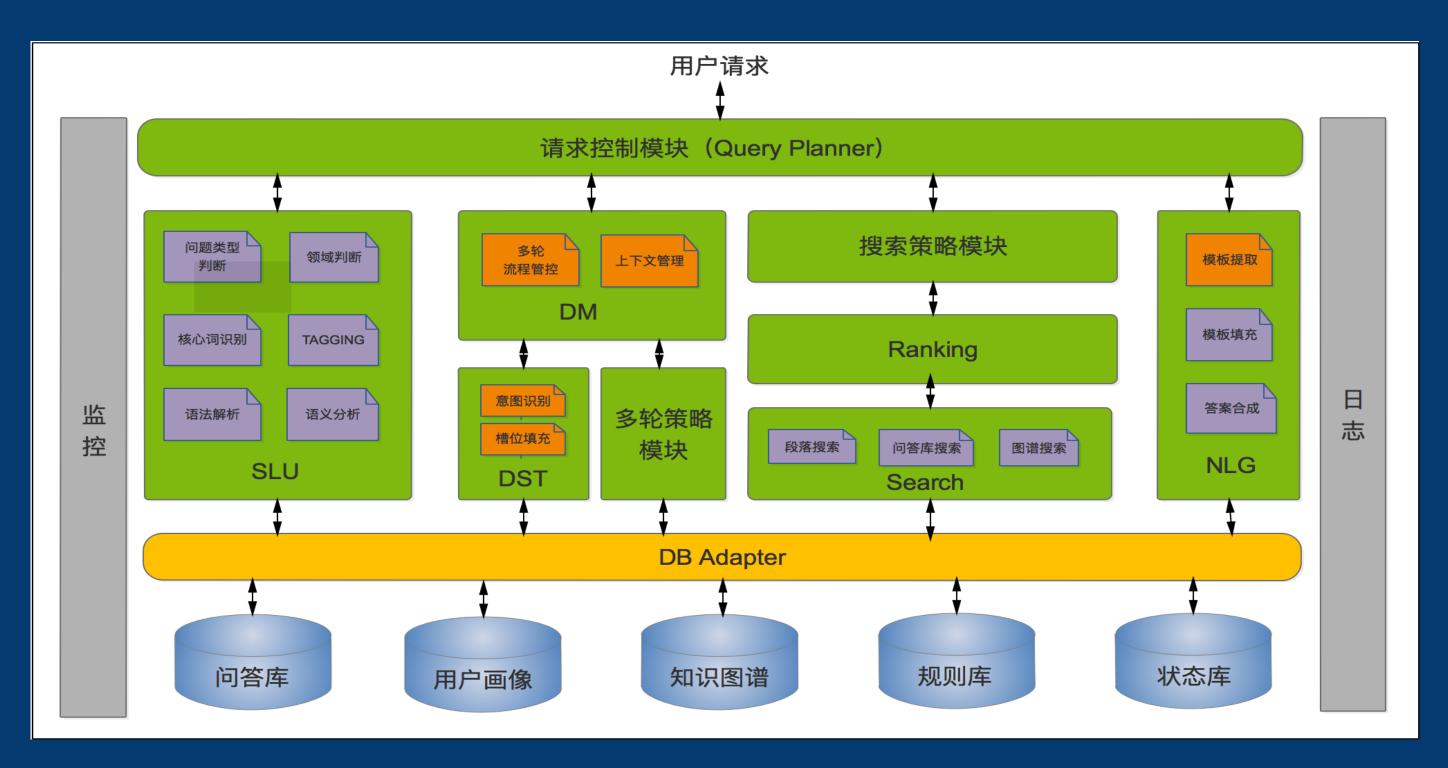
- 知识图谱概述
- 知识图谱构建
- 基于图谱的问答
- 图谱的其他典型应用

小爱同学生态架构





小爱开放域问答系统



- KBQA是小爱开放域问答系统的重要组成部分;
- 从小爱的线上表现来看,KBQA的准确率,要显著高于基于FAQ的问答和基于阅读理解的问答子系统;



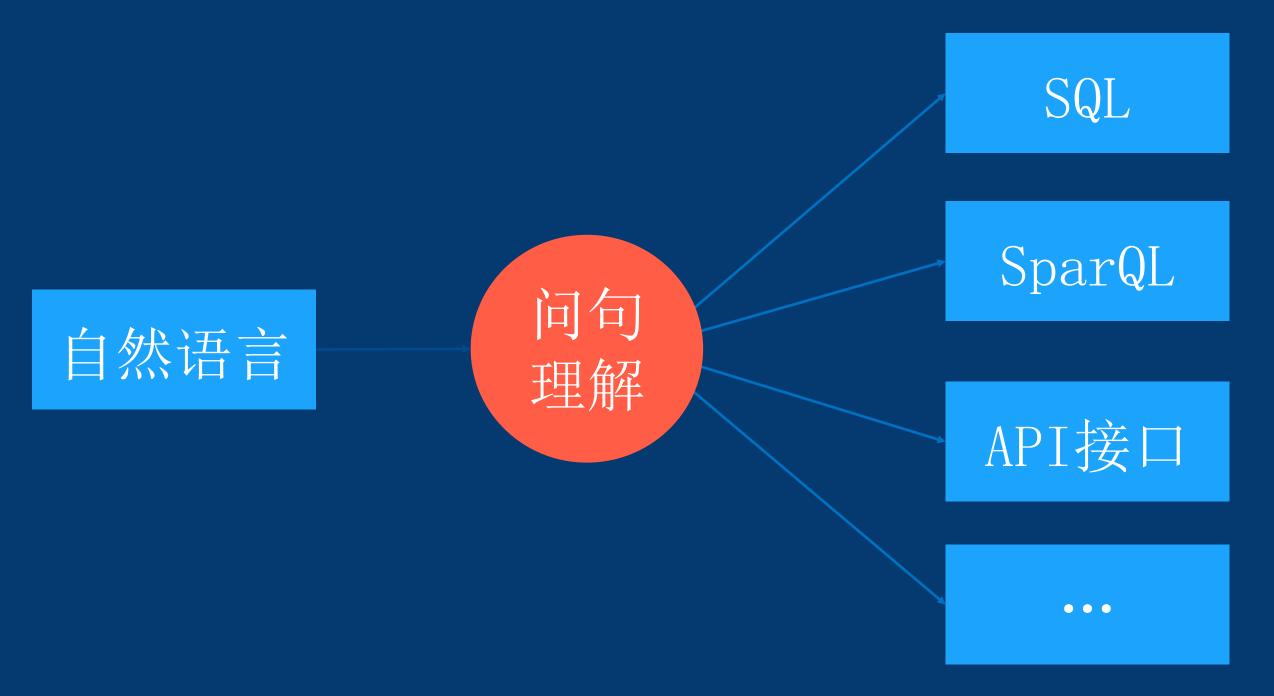
问句理解是当前的难点

问句纠错 一问句改写 一意图识别 一指代消解 一实体链接 一谓词判断

- •小爱的KBQA分成许多步,部分借鉴了搜索和NLP的技术
- •需要在80毫秒内完成全部处理,每天处理6千万次以上的请求



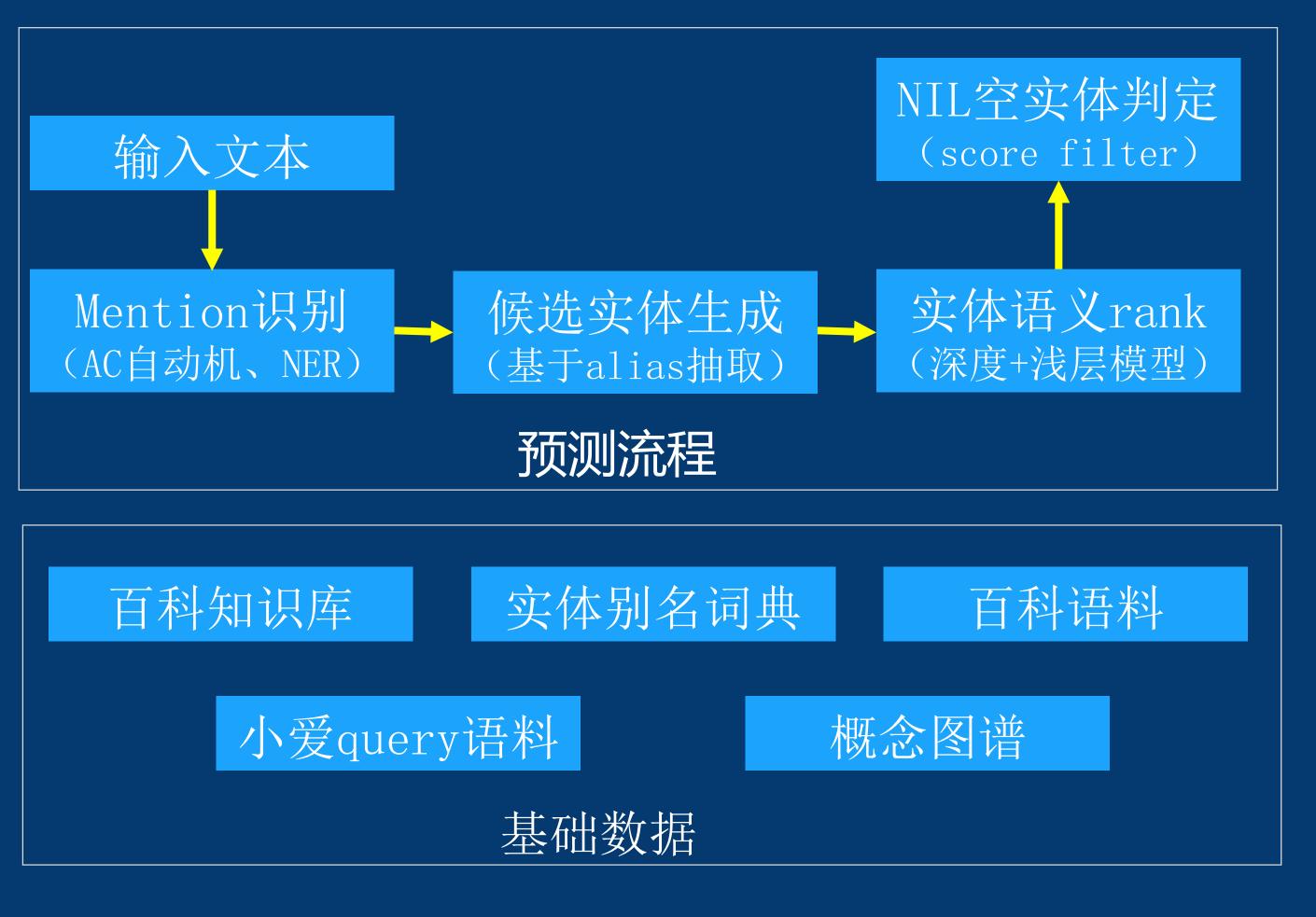
从翻译的角度看用户问句理解

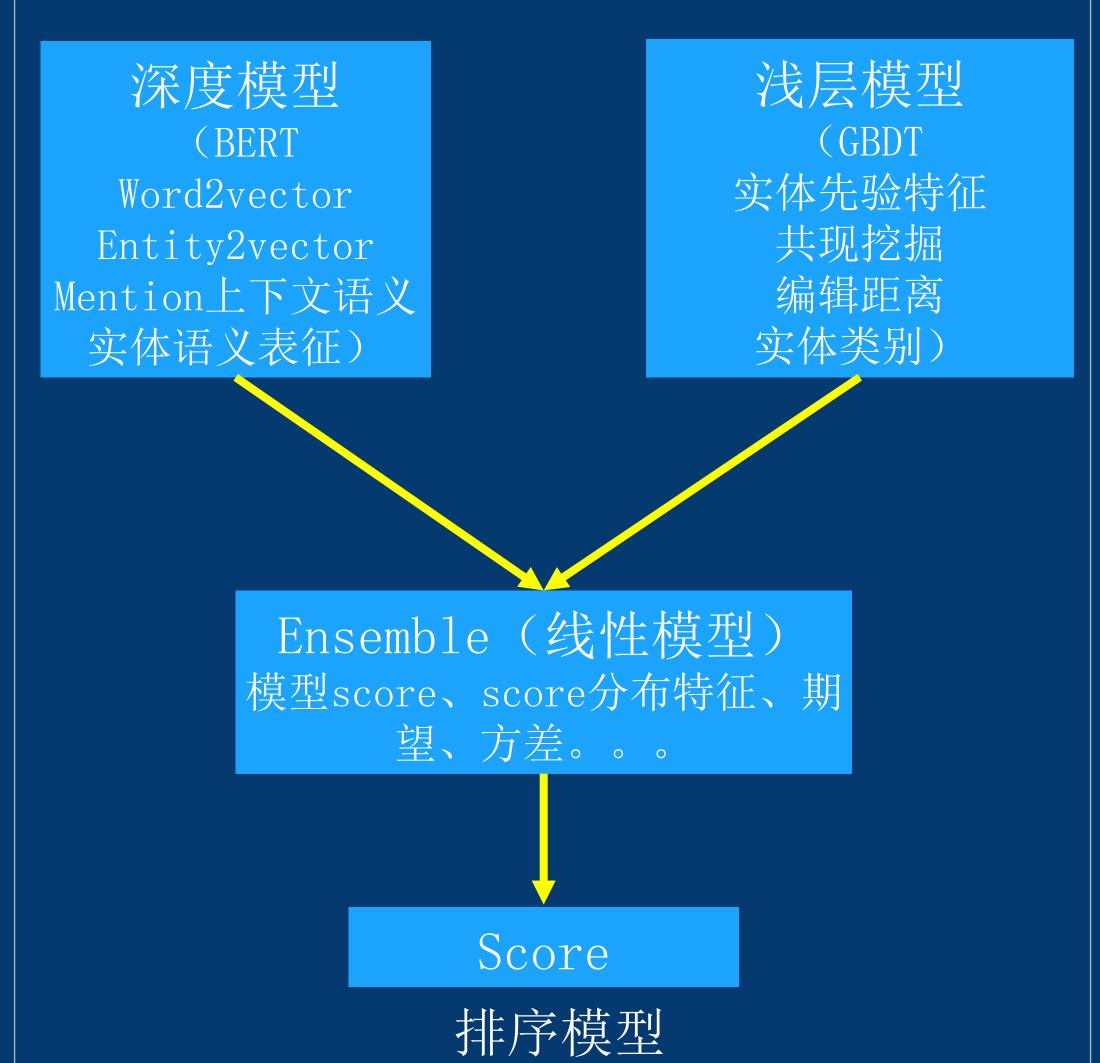


将自然语言翻译成SQL/SparQL等机器语言,方便后续的查询,如: "你知道张三的电话是多少么?"=>SELECT Phone_number FROM Employees WHERE Name = "张三"



KBQA关键技术: 实体链接

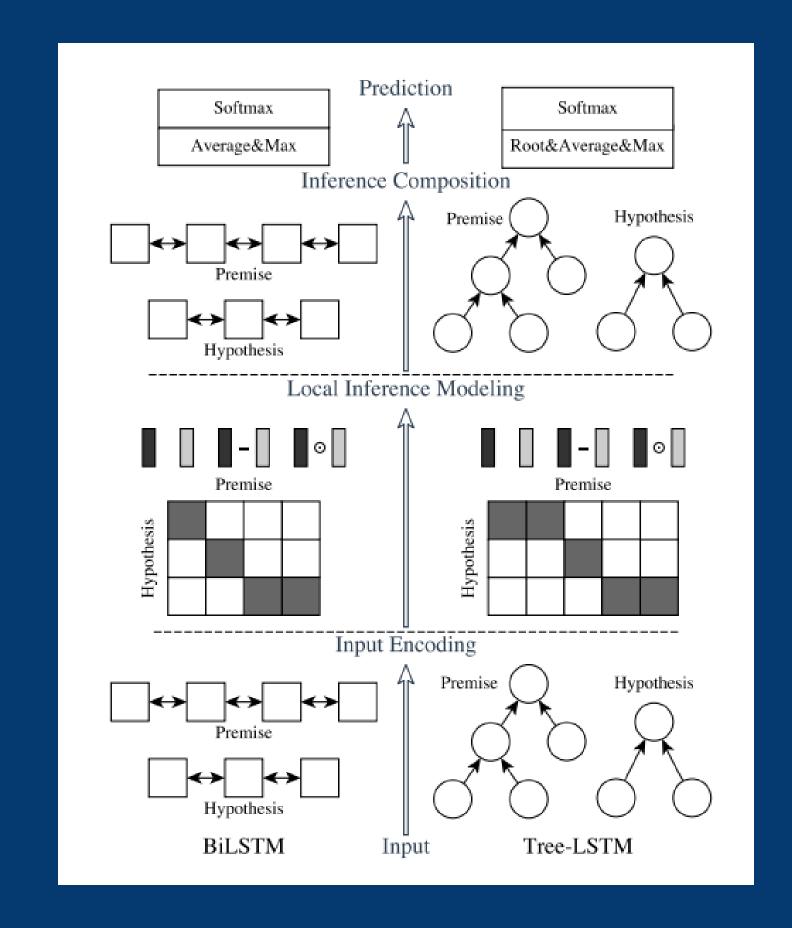






KBQA关键技术: 谓词判断

- · 头部问题用模板和规则的方式处理,模板的挖掘,可以采用BootStraping方法;
- 结合CFG-CKY Parser来解析成Lambda 算式,
 例: "唐家三少的家乡有什么机场" =>
 lambda_x_y. Birthplace(唐家三少, x) And Airport(x, y);
- 长尾问题采用模型来处理,如利用ESIM模型: 将谓词关联到口语短语,利用短语与用户问句做匹配;



ESIM论文: 《Enhanced LSTM for Natural Language Inference》





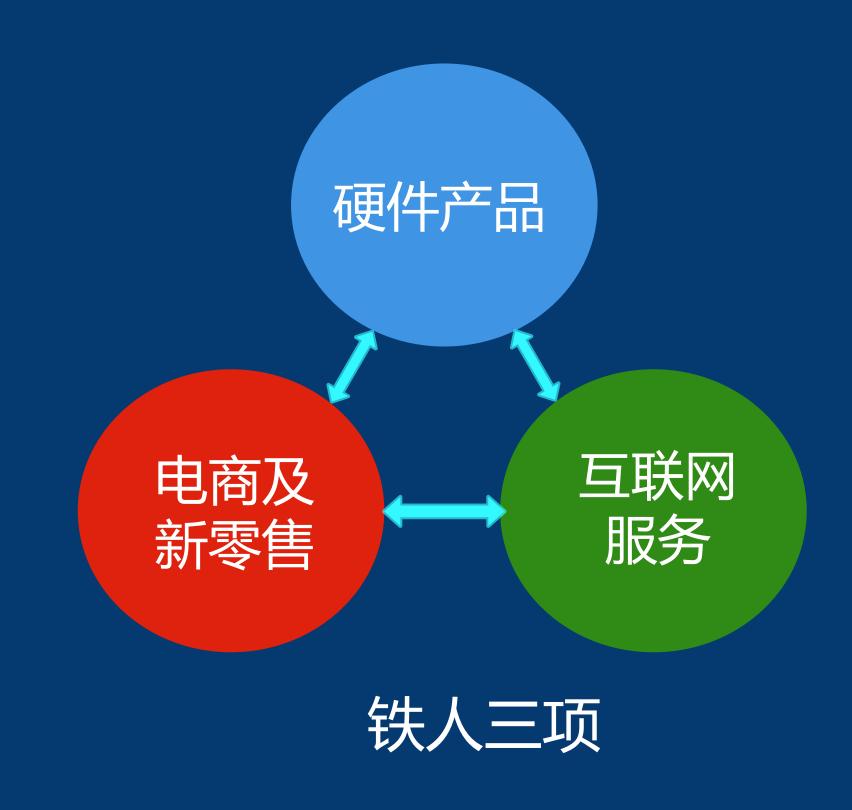
TABLE OF

CONTENTS 大纲

- 知识图谱概述
- 知识图谱构建
- 基于图谱的问答
- 图谱的其他典型应用

众多的应用场景







典型场景(一)



有品电商: 构建电商图 谱,提升推荐精度



新闻推荐:新闻去重



典型场景(二)



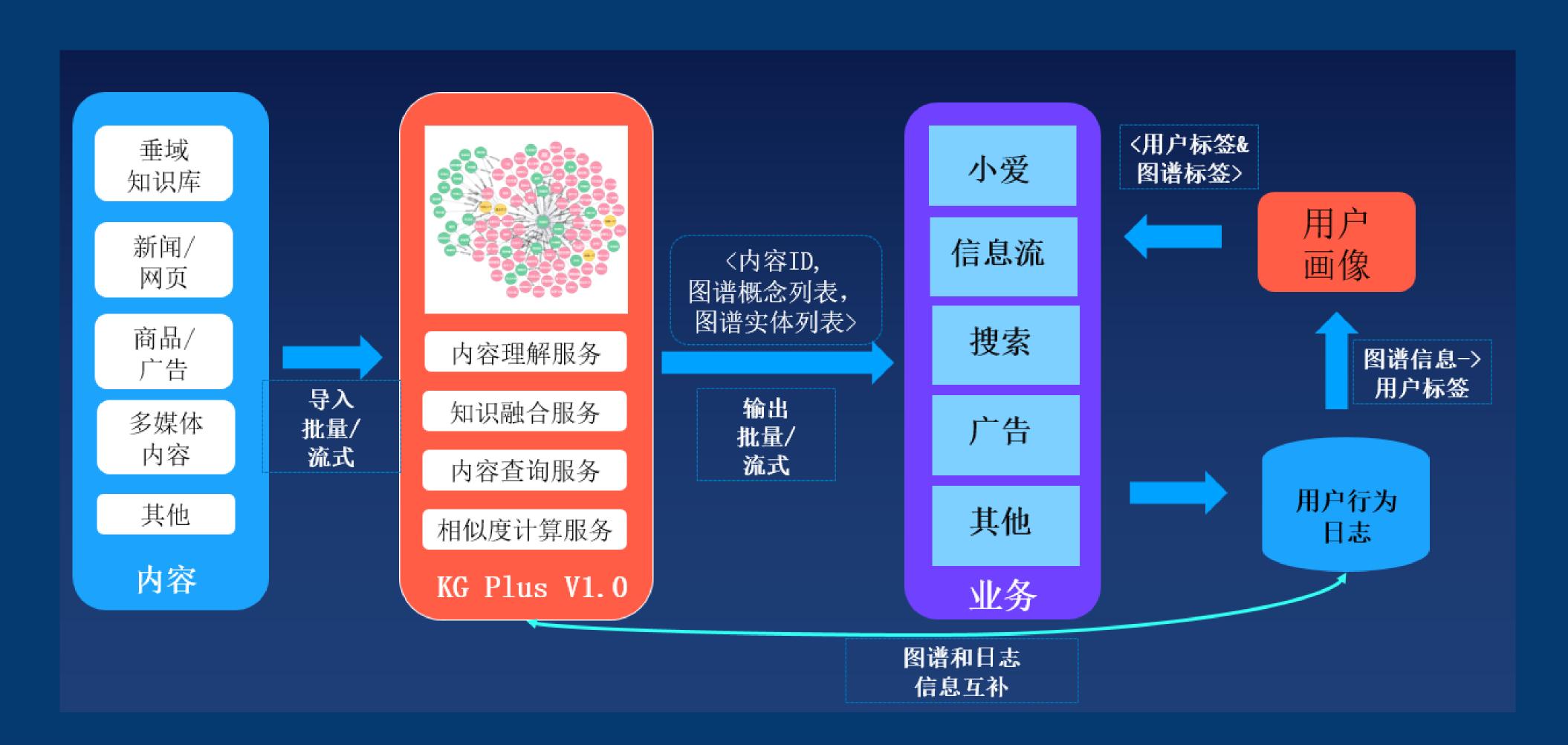
全局搜索: 补充结构化内容



用户画像: 补充标签数量



从KG到KG Plus



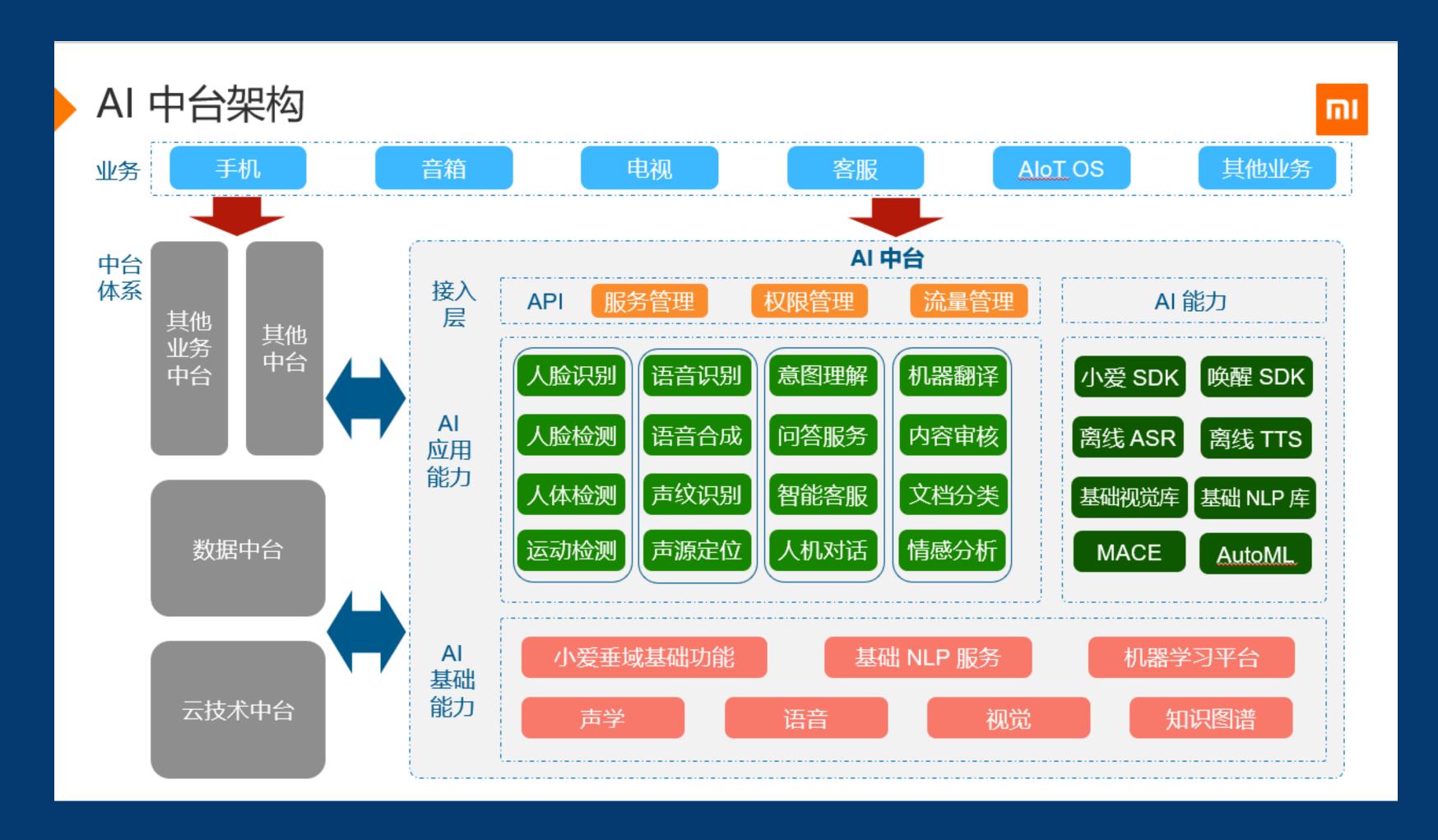


KG Plus

- •将结构化的图谱数据与非结构化的文本数据和多媒体数据相关联;
- •通过KG Plus平台,统一为各上游产品提供服务;
- •KG Plus 平台提供的核心能力如下:
 - 1、KG Plus查询:根据内容名称或者内容ID,从KG Plus里查询内容;
 - 2、理解服务: 根据内容名称或者内容ID, 查询补充了各类信息的内容数据;
 - 3、融合服务:将结构化的和非结构化的数据融合到KG Plus中;
 - 4、距离计算:查询实体之间或者概念之间的图谱距离;
 - 5、实体推荐:根据给定实体,推荐关联实体;



KG Plus在小米AI中台的位置







THANKS

AICON 全球人工智能与机器学习技术大会