

# 人工智能导论

# 知识图谱 II

郭兰哲

南京大学 智能科学与技术学院

Homepage: <a href="www.lamda.nju.edu.cn/guolz">www.lamda.nju.edu.cn/guolz</a>

Email: guolz@nju.edu.cn

# 大纲

□知识图谱的生命周期

□典型知识图谱项目

□知识图谱推理算法-FOIL

□知识图谱推理算法-PRA

# 大纲

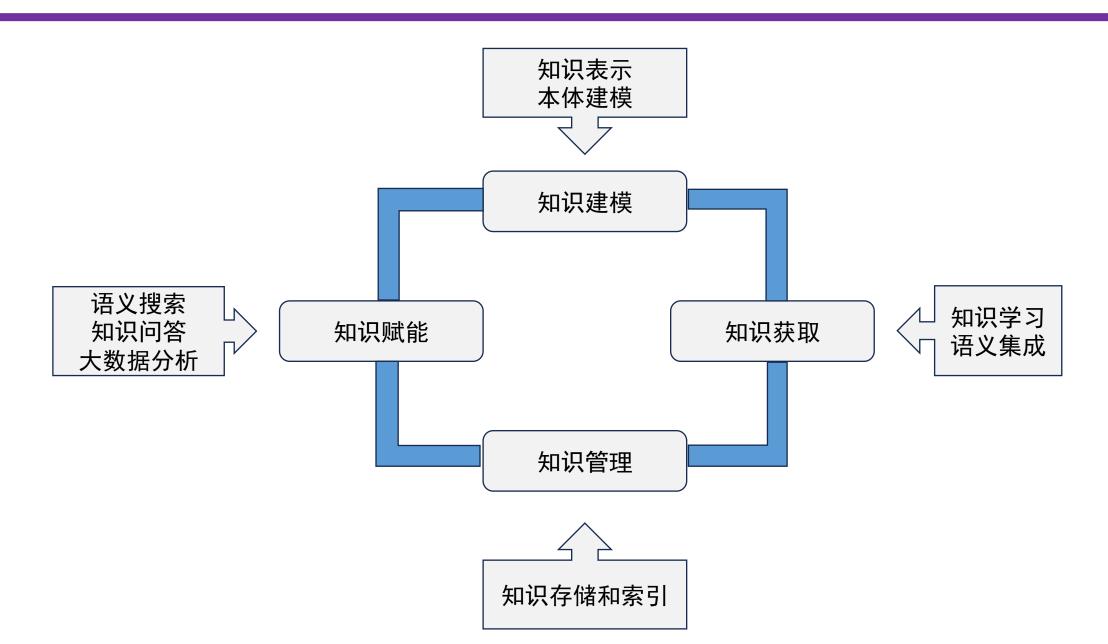
□知识图谱的生命周期

□典型知识图谱项目

□知识图谱推理算法-FOIL

□知识图谱推理算法-PRA

# 知识图谱的生命周期



# 知识图谱的生命周期: 知识建模

知识建模:根据领域特点选择合适的知识表示方法,并基于此定义领域知识描述的概念、时间、规则及其相互关系建立知识图谱的概念模型。主要包括:概念抽取、概念层次(上下位关系)建模和概念属性学习。

### 典型任务:

- ✓ 概念抽取: 自动从领域语料中识别领域相关术语, 往往采用规则和弱监督学习的方法
- ✓ 概念层次建模:确定概念与子概念之间的关系,判断两个概念之间是否存在上下位关系
- ✓ 属性: 描述概念的特征或性质, 概念属性学习只在对给定概念从不同类型的数据源中自动获取其属性集合

# 知识图谱的生命周期:知识获取

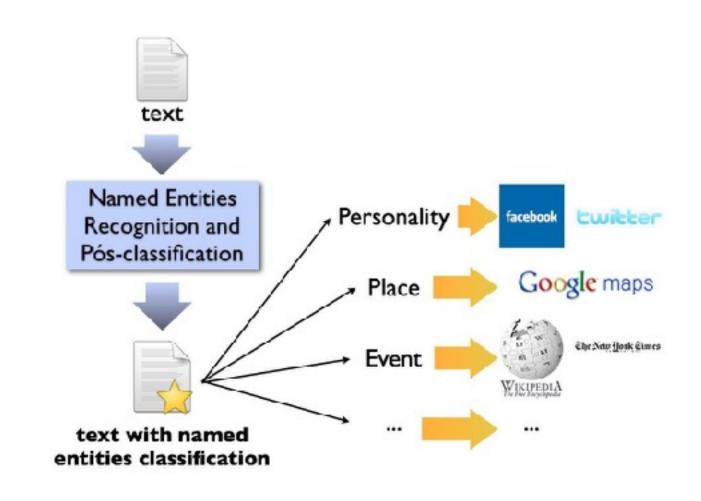
知识获取:是对知识建模定义的知识要素进行实例化的过程。知识图谱中实例的属性描述以三元组的形式表示,其数量决定了知识图谱的丰富程度。

#### 典型任务:

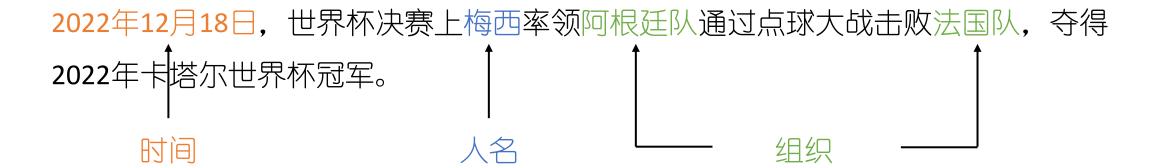
- ✓ 命名实体识别: 自动从文本中识别给定概念的实例
- ✓ 事件抽取:在文本中识别并抽取出时间信息并以结构化的形式呈现出来,包括时间、地点、角色、状态、关系等
- ✓ 属性/关系抽取: 旨在丰富实体的属性信息,或者识别实体之间的关系

命名实体识别:从文本中识别实体并给出其类别,是进一步进行关系抽取的基础

- □ 通用领域实体类型举例
  - 人名
  - 组织/机构名
  - 地理位置
  - 时间/日期
  - 字符值
  - 金额值



命名实体识别:从文本中识别实体并给出其类别,是进一步进行关系抽取的基础



### 命名实体识别的常用方法

- ▶ 基于模板和规则的方法: 使用命名实体词典进行字符串匹配
- ▶ 基于统计机器学习的方法:通过在文本中标注出命名实体构造训练语料,对 文本进行特征工程,并基于特征构造机器学习模型
- ▶ 基于深度学习的方法: 基于深度神经网络自动学习数据特征并进行学习
- > ...

### 目前,命名实体识别的研究不断深入,有以下几个重点研究内容:

- 细粒度实体识别:仅仅抽取基本类别在很多应用中并不能满足需求,需要更多种类的命名实体被自动识别出来
- > 实体扩展:根据某个给定类别的实例,自动识别同类实体
- 实体消歧:许多实体名称可能指向多个现实中的实体,需要在特定语言环境中确定所指实体
- > ...

# 实体关系抽取(Entity Relation Extraction)

- 自动识别两个或多个实体之间的语义关系,旨在丰富实体的属性信息,或者识别实体之间的关系
- > 从文本获取知识图谱三元组的主要技术手段

利昂内尔·梅西 (Lionel Messi),全名利昂内尔·安德烈斯·梅西·库奇蒂尼 (Lionel Andrés Messi Cuccitini),昵称莱奥·梅西 (Leo Messi),1987年6月24日出生于阿根廷圣菲省罗萨里奥,阿根廷职业足球运动员

# 实体关系抽取(Entity Relation Extraction)

- ▶ 自动识别两个或多个实体之间的语义关系,旨在丰富实体的属性信息,或者识别实体之间的关系
- > 从文本获取知识图谱三元组的主要技术手段

利昂内尔·梅西 (Lionel Messi),全名利昂内尔·安德烈斯·梅西·库奇蒂尼 (Lionel Andrés Messi Cuccitini),昵称莱奥·梅西 (Leo Messi),1987年6月24日出生于阿根廷圣菲省罗萨里奥,阿根廷职业足球运动员



"利昂内尔·梅西", "出生日期", "1987年6月24日"

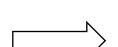
"利昂内尔·梅西", "出生地点", "阿根廷圣菲省罗萨里奥"

# 实体关系抽取(Entity Relation Extraction)

### 任务分类

- ■封闭关系抽取
- 基于预先给定的关系,对实体对进行分类匹配
- □开放关系抽取

直接从文本中抽取结构化文本关系,不受领域限制,关系丰富,但是标注困难



- 常用方法
- 基于规则模版的方法
- 监督学习
- 弱监督学习
- Bootstrap
- 无监督学习
- 强化学习
- •••

## 知识图谱的生命周期:知识管理

• 知识管理: 如何有效地存储和查询大规模的RDF数据集是知识管理面临的一个核心问题

RDF是典型的图结构,知识管理需要依靠 图数据库来实现

#### 典型数据库 Neo4j

- 原生图数据库
- 采用定制的图查询语言Cypher
- 支持320亿的结点,320亿关系结点,640亿的属性
- REST API接□

### Neo4j Desktop, the developers' mission control console

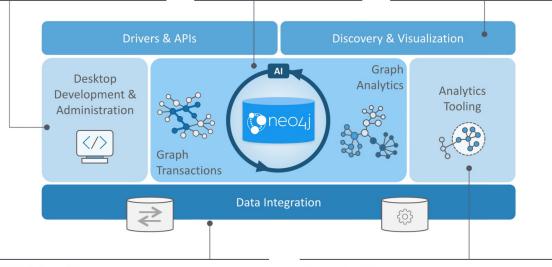
- Free, registered local license of Enterprise Edition
- APOC library installer
- Algorithm library installer

#### Neo4j 3.4 is faster & with new data types

- Writes are now up to 5x faster
- New supported data types: date/time format and 3D geospatial data
- A new kernel API

#### **Discovery & Visualization**

- Integration with popular visualization vendors
- Neo4j Browser and custom visualizations allow graph exploration



#### **Data Integration**

- Neo4j ETL reveals RDBMS hidden relationships upon importing to graph
- Data Importer for fast data ingestion
- Data Lake Integrator materializes graphs from Apache Hadoop, Hive and Spark

#### **Graph Analytics**

- Graph Algorithms support PageRank, Centrality and Path Finding
- Cypher for Apache Spark from openCypher.org supports graph composition (sub-graphs) and algorithm chaining

# 知识图谱的生命周期:知识管理

### 数据库查询语言:

SPARQL:针对RDF数据的查询语言,查询过程可以视为在RDF数据图上进行

子图匹配运算

由于知识规模的急剧增长,也出现了一些针对RDF数据的分布式查询方法,包括基于云平台的分布式查询、基于数据划分方式的分布式查询和联邦型分布式查询等

# 知识图谱的生命周期: 知识赋能

• 知识赋能:知识图谱最初提出的目的是增强搜索结果,改善用户搜索体验, 即语义搜索

但其应用方式远不止如此,知识图谱还可以应用于知识问答、领域大数据分析、 聊天机器人、金融、电商等







# 大纲

□知识图谱的生命周期

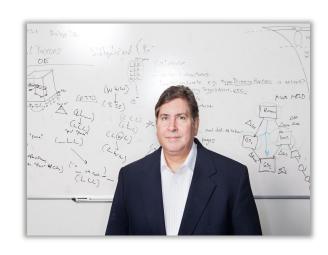
□典型知识图谱项目

□知识图谱推理算法-FOIL

□知识图谱推理算法-PRA

## 典型知识图谱项目: CYC

- 取自英文单词"百科全书" (encyclopedia), 目标是 把人类的常识编码, 建成知识库
- 典型的常识知识如 "Every tree is a Plant", "People die eventually"等
- Cyc知识库主要由术语Terms和断言Assertions组成
- Cyc目前有两个版本,企业版和研究版,研究版对研究 人员开放



雷纳特 (1950-)

### 典型知识图谱项目: WordNet

• WordNet是著名的词典知识库,主要用于词义消歧,由 普林斯顿大学认知科学实验室从1985年开始研发 \* PRINCETON UNIVERSITY

WordNet

A Lexical Database for English

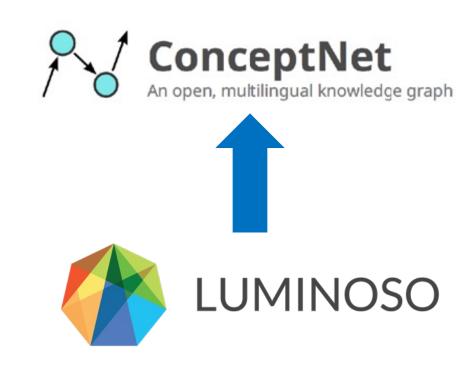
https://wordnet.princeton.edu/

• WordNet主要定义了名词、动词、形容词和副词之间的 语义关系

- 例如:
  - ✔ 名词之间的上下位关系 (如: "犬科动物"是"狗"的上位名词)
  - ✓ 动词之间的蕴含关系, (如: "打鼾"蕴含着"睡眠")
- WordNet3.0已经包含超过15万个词和20万个语义关系

# 典型知识图谱项目: ConceptNet

- ConceptNet是常识知识库。最早源于MIT媒体实验室的Open Mind Common Sense(OMCS)项目,OMCS项目是由著名人工智能专家Marvin Minsky于1999年提议创立
- ConceptNet主要依靠互联网众包、专家创建和游戏三总方法来构建,新版本也导入了大量开放的结构化数据,如 Dbpedia、Wikinary、Wordnet等
- ConceptNet以三元组形式的关系型知识组成,ConcepNet5版本中已经包含由2800万关系描述
- 与谷歌知识图谱比, ConcepNET比较侧重词与词之间的关系, 更加接近于WordNet, 但又比WordNet包含的关系类型更多
- ConceptNet完全免费开放、支持多种语言



## 典型知识图谱项目: Freebase

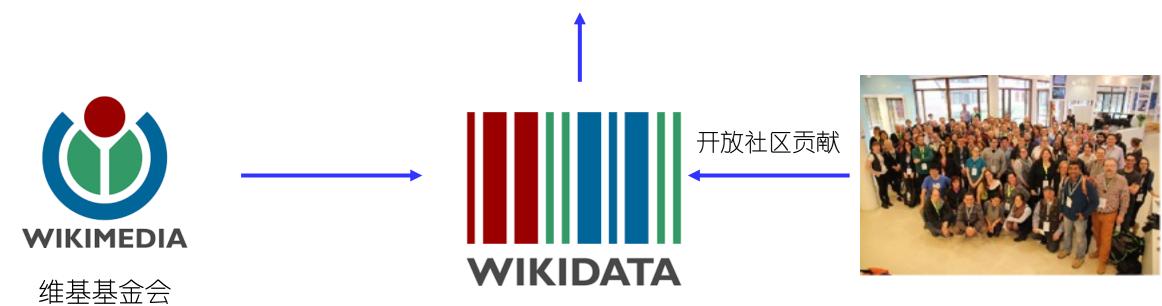


截至2014年年底, Freebase共包含6800万个实体、10亿条关系、超过24亿事实三元组信息

2016年谷歌对freebase停止更新,把所有数据捐给WikiData

# 典型知识图谱项目: WikiData

目标是构建全世界最大的免费知识库,采用CCO完全自由许可协议



https://www.wikidata.org/wiki/Wikidata:Main\_Page

### 典型知识图谱项目: BabelNet

- BabelNet是类似于WordNet的多语言词典知识库, 目标是解决WordNet在非英语语种中数据缺乏的 问题,采用的方法是将WordNet词典与Wikipedia 百科集成
- 首先建立WordNet中的词与Wikipedia的页面标题的映射,然后利用Wikipedia中的多语言链接,再辅以机器翻译技术,来给WordNet增加多种语言的词汇
- PabelNet包含了271中语言,1400万同义词组,36.4万词语关系和3.8亿从Wikipedia中抽取的链接关系,集成了WordNet在词语关系上的优势和Wikipedia在多语言方面的优势,是目前最大的多语言词典知识库



### 典型知识图谱项目: NELL

#### Never-Ending Language Learner (NELL)

永不停歇的语言学习者



- NELL是卡内基梅隆大学开发的知识库,采用互联网挖掘的方法 从Web自动抽取三元组知识
- 基本理念:给定一个初始的本体(少量类和关系的定义)和少量样本,让机器能够通过自学习的方式不断的从Web学习和抽取新的知识
- 目前NELL已经抽取了500多万条三元组知识

## 典型知识图谱项目: YAGO

• YAGO是德国马克斯-普朗克研究所 (Max Planck Institute, MPI) 构建的大型多语言知识库。



• YAGO主要继承了Wikipedia、WordNet和GeoNames三个来源的数据。 YAGO将WordNet的词汇定义与Wikipedia的分类体系进行了融合,使其 具有更加丰富的实体分类体系

• YAGO考虑了时间和空间知识,为很多知识条目增加了时间和空间维度的属性描述

https://yago-knowledge.org/

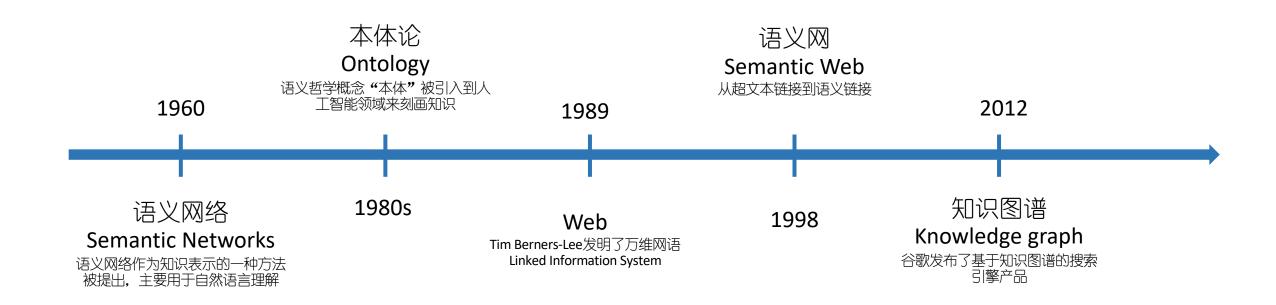
# 中文领域开放知识图谱

### http://www.openkg.cn/





# 小结: 知识图谱相关概念的演变



# 大纲

□知识图谱的生命周期

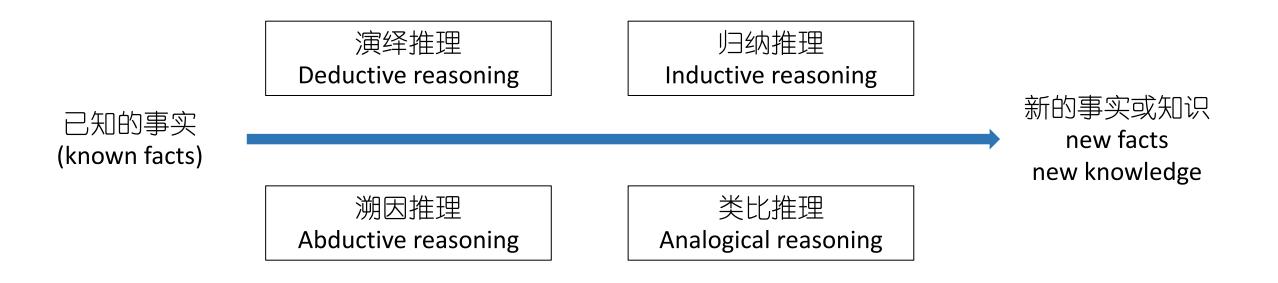
■典型知识图谱项目

□知识图谱推理算法-FOIL

□知识图谱推理算法-PRA

## 什么是推理

推理 (Reasoning) 是"使用智能从某些前提 (Premises) 产生结论"的行动



# 演绎推理 Deductive reasoning

### 演绎 (Deductive): 从一般原理出发,得到有保障的特殊结论

#### 肯定前件假言推理

- $1. P \rightarrow Q$
- 2. *P*
- 3. **Q**

- 1. 如果一个数末位是0, 那么能被5整除;
- 2. 这个数的末位是0,
- 3. 所以,这个数能被5整除。

#### 否定后件假言推理

- $1. P \rightarrow Q$
- 2. ¬*Q*
- 3. ¬*P*

- 1. 正方形四边相等;
- 2. 这个图形四边不相等,
- 3. 所以,它不是正方形。

#### 三段论

- $1. P \rightarrow Q$
- $2. Q \rightarrow R$
- $3. P \rightarrow R$

- 1. 金属可以导电;
- 2. 铜是金属,
- 3.铜可以导电。

## 归纳推理 Inductive reasoning

归纳 (Inductive): 从特殊观察出发,获得一个很可能成立、反映了累积经验的一般结论

### 归纳泛化

- 比例为Q的样本有性质A。
- 结论:比例为Q的全体有性质A。

盒子里有20个球,黑色的或者白色的

为了估计黑球和白球的数目,从中取了4个球,有3个是黑色的,1个是白色的

得出结论: 盒子里15个黑球, 5个白球

### 统计三段论

- 1. 比例为Q的总体P有性质A。
- 2. 个体I是P的成员。
- 3. 结论: 个体I有性质A的概率相当于Q。

某高中90%的学生都能考上重点大学

小明是这所高中的学生

小明有90%的概率能考上重点大学

## 溯因推理 Abductive reasoning

溯因 (Abductive): 从事实的集合,推导出其最佳解释的过程

通过理论T和观察0进行推理,E要成为0 依据T的解释,需要满足两个条件:

- 0推导自E与T
- E相容于T

- 如果下雨则草地是湿的
- 观察到草地是湿的
- 很有可能下雨了

# 类比推理 Analogical reasoning

类比 (Analogical):根据两个对象在某些属性上相同或相似,通过比较而推断出它们在其他属性上也相同的推理过程,从特殊到特殊

### 类比推理

P和Q在a,b,c属性上都相同,

P有属性d

Q也很可能有属性d

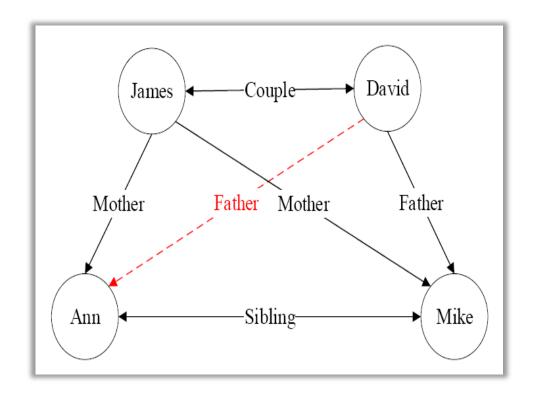
- 声和光有不少属性相同一直线传播、反射、折射和干扰等现象;
- 由此推出: 既然声有波动性质, 光也有波动性质

# 知识图谱推理

□知识图谱(knowledge graph)是由有向图构成,在知识图谱中,每个节点是一个实体(如人名、地名、事件和活动等),任意两个节点之间的边表示这两个节点之间存在的关系

□一般而言,可将知识图谱中任意两个相连节点及其连接边表示成一个三元组(*triplet*),即 <left\_node, relation, right\_node>,

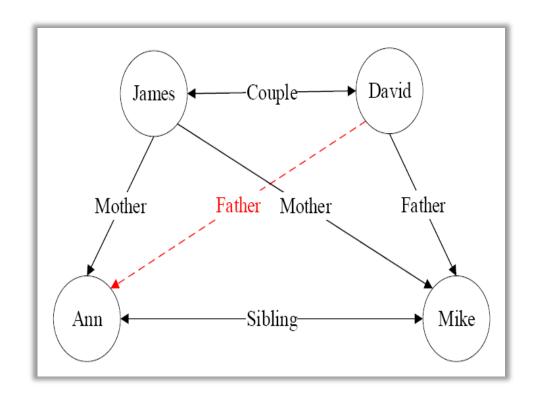
例如: <David, Father, Mike>



# 知识图谱推理

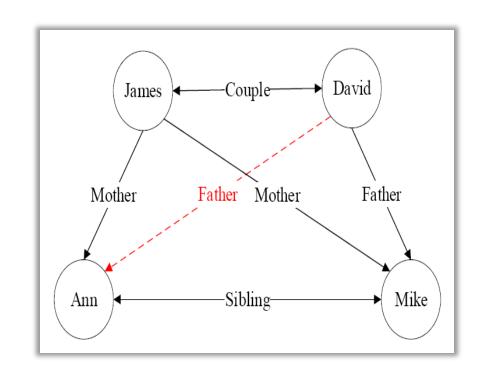
□ 知识图谱中节点之间存在的关系可以用一阶逻辑 (first order logic, FOL) 的形式来描述

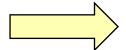
- **口** 如图中形如<James,Couple,David>的关系可用 Couple(x,y) 来描述,即Couple(James, David)
- **口** Couple(x,y)是一阶谓词,Couple表示图中 实体之间具有的关系,x和y是谓词变量



# 知识图谱推理

**关系推理**:如何基于实体中已有的关系推断出未知的关系,从现有知识中发现新的知识,从而扩充和丰富现有知识库





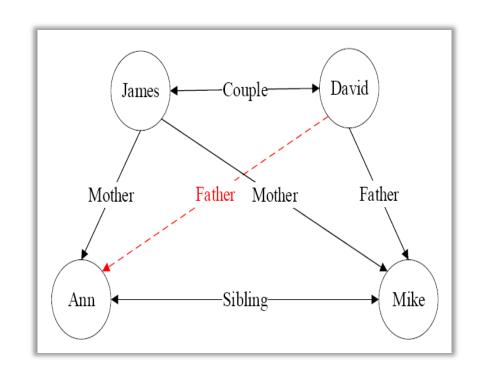
father(David, Ann)

如何从已有知识中推理得到?

## 知识图谱推理: 归纳学习

- □ 归纳逻辑程序设计 (inductive logic programming, ILP)是机器学习和逻辑程序设计交叉领域的研究内容
- □ ILP使用一阶谓词逻辑进行知识表示,通过修改和扩充逻辑表达式对现有知识归纳,完成推理任务
- ■作为ILP的代表性方法,FOIL(First Order Inductive Learner)通过序贯覆盖 (sequential covering)实现规则推理
  - □ 序贯覆盖: 即逐条归纳, 在训练集上每学到一条规则, 就将该规则覆盖的训练样本 去除, 然后以剩下的样本重复上述规程

 $\square$  FOIL: 给定目标谓词P 、目标谓词P的训练样例(正例 $E^+$ 和反例 $E^-$ ),以及其他背景知识样例,得到可推理出目标谓词P这一结论的推理规则

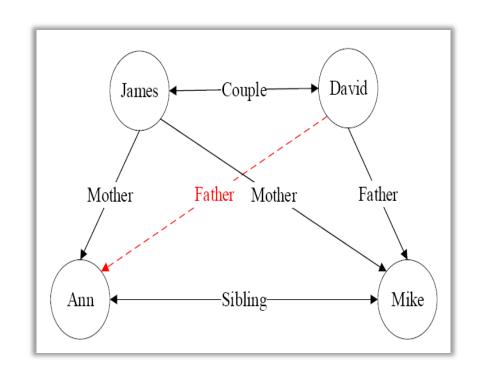


假设目标谓词P是Father(x,y)

目标谓词是需要推断规则的结论,也称为规则头

在给定推理结论后,FOIL算法学习得到使得结论满足的前提条件,即目标谓词作为结论的推理规则

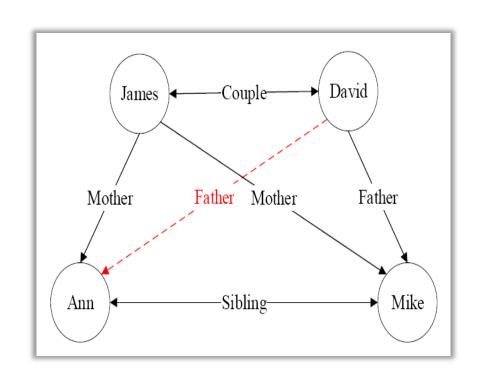
 $\square$  FOIL: 给定目标谓词P 、目标谓词P的训练样例(正例 $E^+$ 和反例 $E^-$ ),以及其他背景知识样例,得到可推理出目标谓词P这一结论的推理规则



#### 训练样例

- 目标谓词*Father*(*x*, *y*)只有一个正例*Father*(David, Mike)
- 反例一般不会显式给出,但可从知识图谱中构造出来,如:从知识图谱中已经知道Couple(David, James)成立,则Father(David, James)可作为目标谓词P的一个反例,记为¬Father (David, James)

 $\square$  FOIL: 给定目标谓词P 、目标谓词P的训练样例(正例 $E^+$ 和反例 $E^-$ ),以及其他背景知识样例,得到可推理出目标谓词P这一结论的推理规则



#### 背景知识样例

- 背景知识:知识图谱中目标谓词以外的其他谓词实例化结果
- 如: *Sibling*(Ann, Mike)、Couple(David, James)等

 $\square$  FOIL: 给定目标谓词P 、目标谓词P的训练样例(正例 $E^+$ 和反例 $E^-$ ),以及其他背景知识样例,得到可推理出目标谓词P这一结论的推理规则

$$(\forall x)(\forall y)(\forall z)\big(Mother(z,y) \land Couple(x,z) \rightarrow Father(x,y)\big)$$

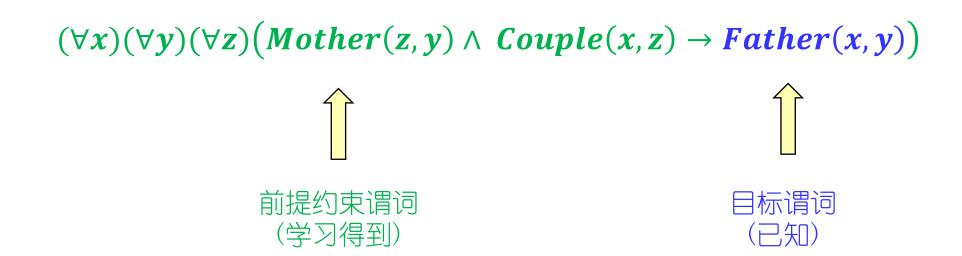


前提约束谓词 (学习得到)



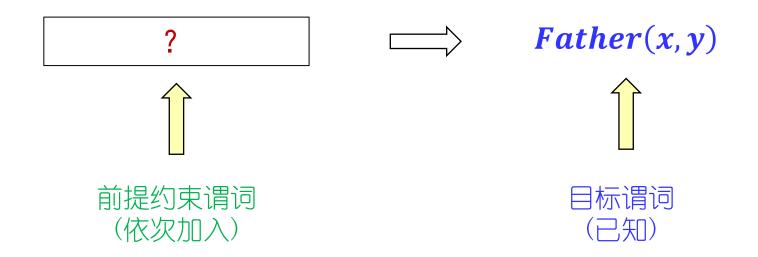
目标谓词(已知)

positive examples + negative examples + background knowledge examples  $\implies$  hypothesis



推理思路:从一般到特殊,逐步给目标谓词添加前提约束谓词,直到所构成的推理规则不覆盖任何反例

从一般到特殊: 对目标谓词或前提约束谓词中的变量赋予具体值,如将 $(\forall x)(\forall y)(\forall z)(Mother(z,y) \land Couple(x,z) \rightarrow Father(x,y))$ 这一推理规则所包含的目标谓词Father(x,y)中x和y分别赋值为David和Ann,进而进行推理



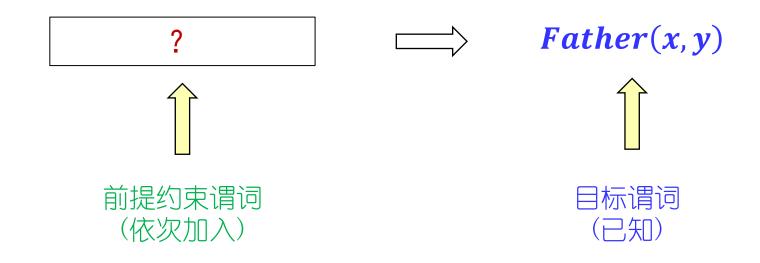
如何选择谓词?哪些谓词 作为目标谓词的前提约束 谓词更好?

FOIL中信息增益值 (information gain)

FOIL信息增益值计算方法如下:

$$FOIL\_Gain = \widehat{m_+} \cdot \left(\log_2 \frac{\widehat{m_+}}{\widehat{m_+} + \widehat{m_-}} - \log_2 \frac{m_+}{m_+ + m_-}\right)$$

其中, $\widehat{m}_{+}$ 和 $\widehat{m}_{-}$ 是增加前提约束谓词后所得新推理规则覆盖的正例和反例的数量, $m_{+}$ 和 $m_{-}$ 是原推理规则所覆盖的正例和反例数量。

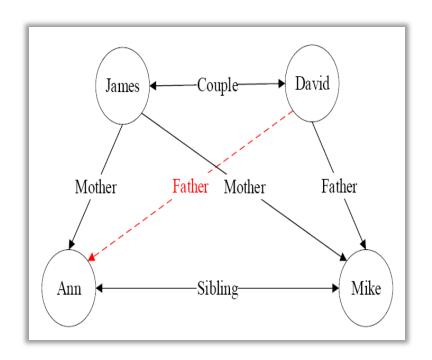


- $Mother(\cdot,\cdot)$
- $Sibling(\cdot, \cdot)$
- *Couple*(·,·)
- ...



- 依次将谓词加入到推理规则中作为前提约束谓词
- 计算所得到新推理规则的FOIL增益值
- 基于计算所得FOIL增益值来选择最佳前提约束谓词

#### 目标谓词: Father(x, y)



#### 目标谓词训练样例集合

Father(David, Mike)

¬Father(David, James)

¬Father(James, Ann)

¬Father(James, Mike)

¬Father(Ann, Mike)

#### 背景知识样例集合

Sibling(Ann, Mike)

Couple(David, James)

Mother(James, Ann)

Mother(James, Mike)

背景知识 样例集合	Sibling(Ann, Mike) Couple(David, James) Mother(James, Ann) Mother(James, Mike)	目标谓词 训练样例集合	Father(David, Mike)  ¬Father(David, James)  ¬Father(James, Ann)  ¬Father(James, Mike)  ¬Father(Ann, Mike)
--------------	--	----------------	---

推理规则		推理规则涵盖的正例和反例数		FOIL信息增益值
目标谓词	前提约束谓词	正例	反例	信息增益值
$Father(x,y) \leftarrow$	空集			

Sibling(Ann, Mike 背景知识 Couple(David, Jan 样例集合 Mother(James, Ar Mother(James, M	nes) 目标谓词 nn) 训练样例集合	Father(David, Mike)  ¬Father(David, James)  ¬Father(James, Ann)  ¬Father(James, Mike)  ¬Father(Ann, Mike)
---	-------------------------	---

推理规则		推理规则涵盖的正例和反例数		FOIL信息增益值
目标谓词	前提约束谓词	正例         反例		信息增益值
$Father(x,y) \leftarrow$	空集	$m_{+} = 1$	$m_{-}=4$	

给定目标谓词,此时推理规则只有目标谓词,因此推理规则所覆盖的正例和反例的样本数分别是训练样本中正例和反例的数量,即1和4,因此, $m_+=1$ , $m_-=4$ 。

Sibling(Ann, Mike) 背景知识	目标谓词训练样例集合	Father(David, Mike)  ¬Father(David, James)  ¬Father(James, Ann)  ¬Father(James, Mike)  ¬Father(Ann, Mike)
-------------------------	------------	---

推理规则		推理规则涵盖的正例和反例数		FOIL信息增益值
目标谓词	前提约束谓词	正例	反例	信息增益值
$Father(x,y) \leftarrow$	空集	$m_{+} = 1$	m=4	FOIL_Gain
$Father(x,y) \leftarrow$	Mother(x, y)			

• 将Mother(x,y)作为前提约束谓词加入,可得到推理规则:  $Mother(x,y) \rightarrow Father(x,y)$ 

Sibling(Ann, Mike) 背景知识	目标谓词训练样例集合	Father(David, Mike) ¬Father(David, James) ¬Father(James, Ann) ¬Father(James, Mike) ¬Father(Ann, Mike)
-------------------------	------------	---

推理规则		推理规则涵盖的正例和反例数		FOIL信息增益值
目标谓词	前提约束谓词	正例	反例	信息增益值
$Father(x,y) \leftarrow$	空集	$m_{+} = 1$	m=4	FOIL_Gain
$Father(x,y) \leftarrow$	Mother(x, y)			

- 将Mother(x,y)作为前提约束谓词加入,可得到推理规则:  $Mother(x,y) \rightarrow Father(x,y)$
- 在背景知识中, *Mother(x,y)*有两个实例: *Mother*(James, Ann), *Mother*(James, Mike)

推理规则		推理规则涵盖的正例和反例数		FOIL信息增益值
目标谓词	前提约束谓词	正例	反例	信息增益值
$Father(x,y) \leftarrow$	空集	$m_{+} = 1$	m=4	FOIL_Gain
$Father(x,y) \leftarrow$	Mother(x, y)			

- 将Mother(x,y)作为前提约束谓词加入,可得到推理规则:  $Mother(x,y) \rightarrow Father(x,y)$
- 在背景知识中, *Mother(x,y)*有两个实例: *Mother(James, Ann)*, *Mother(James, Mike)*
- 对于Mother(James, Ann)这一实例,x = James,y = Ann,将x和y代入Father(x, y)得到Father(James, Ann),可知在训练样本中Father(James, Ann)是一个反例

Sibling(Ann, Mike) 背景知识	目标谓词训练样例集合	Father(David, Mike) ¬Father(David, James) ¬Father(James, Ann) ¬Father(James, Mike) ¬Father(Ann, Mike)
-------------------------	------------	---

推理规则		推理规则涵盖的正例和反例数		FOIL信息增益值
目标谓词	前提约束谓词	正例	反例	信息增益值
$Father(x,y) \leftarrow$	空集	$m_{+} = 1$	m=4	FOIL_Gain
$Father(x,y) \leftarrow$	Mother(x, y)			

- 将Mother(x,y)作为前提约束谓词加入,可得到推理规则:  $Mother(x,y) \rightarrow Father(x,y)$
- 在背景知识中, *Mother(x,y)*有两个实例: *Mother(James, Ann)*, *Mother(James, Mike)*
- 对于Mother(James, Mike)这一实例, x= James,y = Mike,将x和y代入Father(x, y)得到 Father(James, Mike),可知在训练样本中Father(James, Mike)是一个反例

Sibling(Ann, Mike) 背景知识	目标谓词训练样例集合	Father(David, Mike) ¬Father(David, James) ¬Father(James, Ann) ¬Father(James, Mike) ¬Father(Ann, Mike)	
-------------------------	------------	---	--

推理规则		推理规则涵盖的正例和反例数		FOIL信息增益值
目标谓词	前提约束谓词	正例	反例	信息增益值
$Father(x,y) \leftarrow$	空集	$m_{+} = 1$	m=4	FOIL_Gain
$Father(x,y) \leftarrow$	Mother(x, y)	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=2$	NA

- 将Mother(x,y)作为前提约束谓词加入,可得到推理规则:  $Mother(x,y) \rightarrow Father(x,y)$
- 在背景知识中, *Mother(x,y)*有两个实例: *Mother(James, Ann)*, *Mother(James, Mike)*
- 对于Mother(James, Mike)这一实例, x= James,y = Mike,将x和y代入Father(x, y)得到 Father(James, Mike),可知在训练样本中Father(James, Mike)是一个反例

Sibling(Ann, Mike) 背景知识	目标谓词训练样例集合	Father(David, Mike)  ¬Father(David, James)  ¬Father(James, Ann)  ¬Father(James, Mike)  ¬Father(Ann, Mike)
-------------------------	------------	---

推理规则		推理规则涵盖的正例和反例数		FOIL信息增益值
目标谓词	前提约束谓词	正例	反例	信息增益值
$Father(x,y) \leftarrow$	空集	$m_{+} = 1$	m=4	FOIL_Gain
	Mother(x, y)	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=2$	NA
$Father(x,y) \leftarrow$	Couple(x, z)			

• 如果将Couple(x,z)作为前提约束谓词加入,可得到如下推理规则 $Couple(x,z) \rightarrow Father(x,y)$ 

背景知识 样例集合	Sibling(Ann, Mike) Couple(David, James) Mother(James, Ann) Mother(James, Mike)	目标谓词 训练样例集合	Father(David, Mike) ¬Father(David, James) ¬Father(James, Ann) ¬Father(James, Mike) ¬Father(Ann, Mike)	
--------------	--	----------------	---	--

推理规则		推理规则涵盖的正例和反例数		FOIL信息增益值
目标谓词	前提约束谓词	正例	反例	信息增益值
$Father(x,y) \leftarrow$	空集	$m_{+} = 1$	$m_{-}=4$	FOIL_Gain
	Mother(x, y)	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=2$	NA
$Father(x,y) \leftarrow$	Couple(x,z)			

- 如果将Couple(x,z)作为前提约束谓词加入,可得到如下推理规则 $Couple(x,z) \rightarrow Father(x,y)$
- 在背景知识中,Couple(x,z)只有一个实例Couple(David, James),即x = David, z = James,将其代入Father(x,y)得到Father(David,y)

背景知识 样例集合	Sibling(Ann, Mike) Couple(David, James) Mother(James, Ann) Mother(James, Mike)	目标谓词 训练样例集合	Father(David, Mike) ¬Father(David, James) ¬Father(James, Ann) ¬Father(James, Mike) ¬Father(Ann, Mike)	
--------------	--	----------------	---	--

推理规则		推理规则涵盖的正例和反例数		FOIL信息增益值
目标谓词	前提约束谓词	正例	反例	信息增益值
$Father(x,y) \leftarrow$	空集	$m_{+} = 1$	$m_{-}=4$	FOIL_Gain
	Mother(x, y)	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=2$	NA
$Father(x,y) \leftarrow$	Couple(x,z)	$\widehat{m_+} = 1$	$\widehat{m}_{-}=1$	

• 在训练样本中存在正例Father(David, Mike)以及反例¬Father(David, James),即 $Couple(x,z) \rightarrow Father(x,y)$ 覆盖正例和反例数量分别为1和1。

Sibling(Ann, Mike) 背景知识	目标谓词训练样例集合	Father(David, Mike) ¬Father(David, James) ¬Father(James, Ann) ¬Father(James, Mike) ¬Father(Ann, Mike)	
-------------------------	------------	---	--

推理规则		推理规则涵盖的正例和反例数		FOIL信息增益值
目标谓词	前提约束谓词	正例	反例	信息增益值
$Father(x,y) \leftarrow$	空集	$m_{+} = 1$	$m_{-}=4$	FOIL_Gain
	Mother(x, y)	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=2$	NA
$Father(x,y) \leftarrow$	Couple(x, z)	$\widehat{m_+} = 1$	$\widehat{m}_{-}=1$	1.32

#### • 信息增益值为:

$$\widehat{m_{+}} \cdot \left( \log_2 \frac{\widehat{m_{+}}}{\widehat{m_{+}} + \widehat{m_{-}}} - \log_2 \frac{m_{+}}{m_{+} + m_{-}} \right)$$

$$= 1 \cdot \left(\log_2 \frac{1}{1+1} - \log_2 \frac{1}{1+4}\right) = 1.32$$

推到	理规则	推理规则涵盖的正例	列和反例数	FOIL信息增益值
目标谓词	前提约束谓词	正例	反例	信息增益值
$Father(x,y) \leftarrow$	空集	$m_{+} = 1$	$m_{-} = 4$	FOIL_Gain
	Mother(x, y)	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m_{-}}=2$	NA
	Mother(x, z)	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=2$	NA
	Mother(y, x)	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=1$	NA
	Mother(y, z)	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=1$	NA
	Mother(z,x)	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=1$	NA
	Mother(z, y)	$\widehat{m_+} = 1$	$\widehat{m}_{-}=3$	0.32
	Sibling(x,y)	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=1$	NA
	Sibling(x,z)	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=1$	NA
$Father(x,y) \leftarrow$	Sibling(y,x)	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=0$	NA
$(x,y) \leftarrow$	Sibling(y, z)	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=0$	NA
	Sibling(z,x)	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=0$	NA
	Sibling(z, y)	$\widehat{m_+} = 1$	$\widehat{m}_{-}=2$	0.74
	Couple(x, y)	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=1$	NA
	Couple(x, z)	$\widehat{m_+} = 1$	$\widehat{m}_{-}=1$	1.32
	Couple(y, x)	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m_{-}}=0$	NA
	Couple(y, z)	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=0$	NA
	Couple(z, x)	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=2$	NA
	Couple(z, y)	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=1$	NA

Couple(x,z) 加入后信息增益最大,将Couple(x,z)加入推理规则,

得到新推理规则: Couple(x, z) → Father(x, y)

目标谓词 训练样例集合

Father(David, Mike)

¬Father(David, James)

¬Father(James, Ann)

¬Father(James, Mike)

¬Father(Ann, Mike)

• 将训练样例中与该推理规则不符的样例去掉

• 这里不符指当Couple(x,z)中x取值为David时,与 Father(David,)或¬Father(David,)无法匹配的实例

Couple(x,z) 加入后信息增益最大,将Couple(x,z)加入推理规则,

得到新推理规则: Couple(x, z) → Father(x, y)

目标谓词 训练样例集合 Father(David, Mike)

¬Father(David, James)

<del>--Father(James, Ann)</del>

<del>-Father(James, Mike)</del>

→Father(Ann, Mike)

• 将训练样例中与该推理规则不符的样例去掉

• 这里不符指当Couple(x,z)中x取值为David时,与 Father(David,)或¬Father(David,)无法匹配的实例

推理规则		推理规则涵盖的正例和反例数		FOIL信息增益值
目标谓词	前提约束谓词	正例	反例	信息增益值
$Father(x,y) \leftarrow Couple(x,z)$		$m_{+} = 1$	$m_{-} = 1$	1.32
$Father(x,y) \\ \leftarrow Couple(x,z)$	$\land$ Mother $(z,y)$			

•  $\land Mother(z,y)$ 作为前提约束谓词加入,可得到推理规则

 $Mother(z, y) \land Couple(x, z) \rightarrow Father(x, y)$ 

背景知识 样例集合	Sibling(Ann, Mike) Couple(David, James) Mother(James, Ann) Mother(James, Mike)	目标谓词训练样例集合	Father(David, Mike) ¬Father(David, James)
--------------	--	------------	---

推理规划	ÍΠ	推理规则涵盖的正例和反例数		FOIL信息增益值
<b>目标谓词</b> 前提约束谓词		正例	反例	信息增益值
$Father(x,y) \leftarrow C$	ouple(x,z)	$m_{+} = 1$	$m_{-}=1$	1.32
$Father(x,y) \\ \leftarrow Couple(x,z)$	$\land$ Mother $(z,y)$			

- 在背景知识中,  $Mother(z,y) \land Couple(x,z)$ 有2个实例:
  - ✓  $Mother(James, Ann) \land Couple(David, James)$ , 即x = David, y = Ann, z = James,将 其代入Father(x, y) 得到Father(David, Ann)
  - ✓  $Mother(James, Mike) \land Couple(David, James)$ , 即x = David, y = Mike, z = James,将 其代入Father(x, y) 得到Father(David, Mike)

背景知识 样例集合	Sibling(Ann, Mike) Couple(David, James) Mother(James, Ann) Mother(James, Mike)	目标谓词训练样例集合	Father(David, Mike) ¬Father(David, James)
--------------	--	------------	---

推理规贝	ΪΠ	推理规则涵盖的正例和反例数		FOIL信息增益值
目标谓词 前提约束谓词		正例	反例	信息增益值
$Father(x,y) \leftarrow C$	ouple(x,z)	$m_{+} = 1$	$m_{-} = 1$	1.32
$Father(x,y) \\ \leftarrow Couple(x,z)$	$\land$ Mother $(z,y)$	$\widehat{m_+} = 1$	$\widehat{m_{-}}=0$	

- 在背景知识中,  $Mother(z,y) \land Couple(x,z)$ 有2个实例:
  - $\checkmark$   $Mother(James, Ann) \land Couple(David, James), 即 <math>x = David, y = Ann, z = James,$ 将其代入Father(x, y)得到Father(David, Ann)
  - ✓  $Mother(James, Mike) \land Couple(David, James)$ , 即x = David, y = Mike, z = James,将 其代入Father(x, y) 得到Father(David, Mike)

背景知识 样例集合	Sibling(Ann, Mike) Couple(David, James) Mother(James, Ann) Mother(James, Mike)	目标谓词训练样例集合	Father(David, Mike) ¬Father(David, James)
--------------	--	------------	---

推理规则	Ŋ	推理规则涵盖的正例和反例数		FOIL信息增益值
<b>目标谓词</b> 前提约束谓词		正例	反例	信息增益值
$Father(x,y) \leftarrow C$	ouple(x,z)	$m_{+} = 1$	$m_{-} = 1$	1.32
$Father(x,y) \\ \leftarrow Couple(x,z)$	$\land$ Mother $(z, y)$	$\widehat{m_+} = 1$	$\widehat{m_{-}}=0$	1

#### • 信息增益值为:

$$\widehat{m_+} \cdot \left( \log_2 \frac{\widehat{m_+}}{\widehat{m_+} + \widehat{m_-}} - \log_2 \frac{m_+}{m_+ + m_-} \right)$$

$$= 1 \cdot \left( \log_2 \frac{1}{1+0} - \log_2 \frac{1}{1+1} \right) = 1$$

推理规则		推理规则涵盖的		FOIL信息增益值	
		正例和反例数			
现有规则		拟加入前提	正例	反例	信息增益值
		约束谓词	TEJAN	)X17J	
Father	(x,y)	$\leftarrow Couple(x, z)$	$m_{+} = 1$	$m_{-} = 1$	1.32
		$\land$ Mother $(x, y)$	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=0$	NA
		$\land$ Mother $(x,z)$	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=0$	NA
		$\land$ Mother $(y,x)$	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=0$	NA
		$\land$ Mother $(y,z)$	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=0$	NA
		$\land$ Mother $(z,x)$	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=0$	NA
		$\land$ Mother $(z, y)$	$\widehat{m_+} = 1$	$\widehat{m}_{-}=0$	1
		$\land Sibling(x,y)$	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=0$	NA
		$\land Sibling(x,z)$	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=0$	NA
Father(x,y)	)	$\land Sibling(y, x)$	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=0$	NA
$\leftarrow Couple(x)$	(x,z)	$\land$ Sibling $(y,z)$	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=0$	NA
		$\land Sibling(z, x)$	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m_{-}}=0$	NA
		$\land$ Sibling $(z, y)$	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m_{-}}=0$	NA
		$\land Couple(x, y)$	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=1$	NA
		$\land Couple(x,z)$	$\widehat{m_+} = 1$	$\widehat{m}_{-}=1$	0
		$\land Couple(y,x)$	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=0$	NA
		$\land Couple(y,z)$	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m_{-}}=0$	NA
		$\land Couple(z, x)$	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m_{-}}=0$	NA
		$\land Couple(z, y)$	$\widehat{m_+} = 0$	$\widehat{m}_{-}=0$	NA

Mother(z,y)加入信息增益最大,将Mother(z,y)加入推理规则

得到新推理规则:  $Mother(z, y) \land Couple(x, z) \rightarrow Father(x, y)$ 

目标谓词 训练样例集合 Father(David, Mike)

¬Father(David, James)

将训练样例中与该推理规则不符的样例

去掉(x=David、y=Mike、z =James)

Mother(z,y)加入信息增益最大,将Mother(z,y)加入推理规则

得到新推理规则:  $Mother(z, y) \land Couple(x, z) \rightarrow Father(x, y)$ 

目标谓词 训练样例集合

Father(David, Mike)

-Father(David, James)

将训练样例中与该推理规则不符的样例

去掉(x=David、y=Mike、z =James)

Mother(z,y)加入信息增益最大,将Mother(z,y)加入推理规则

得到新推理规则:  $Mother(z, y) \land Couple(x, z) \rightarrow Father(x, y)$ 

目标谓词 训练样例集合 Father(David, Mike)

-Father(David, James)

该推理规则覆盖训练样本集合中正例 Father(David, Mike)且不覆盖任意反例 因此算法学习结束

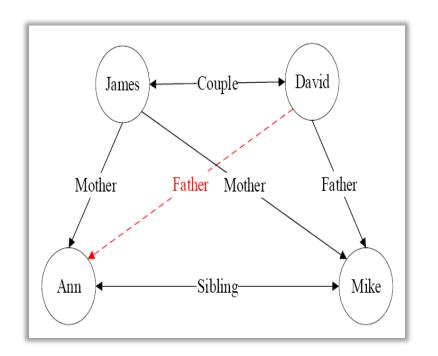
Mother(z,y)加入信息增益最大,将Mother(z,y)加入推理规则

得到新推理规则:  $Mother(z, y) \land Couple(x, z) \rightarrow Father(x, y)$ 

 $Mother(z, y) \land Couple(x, z)$ 

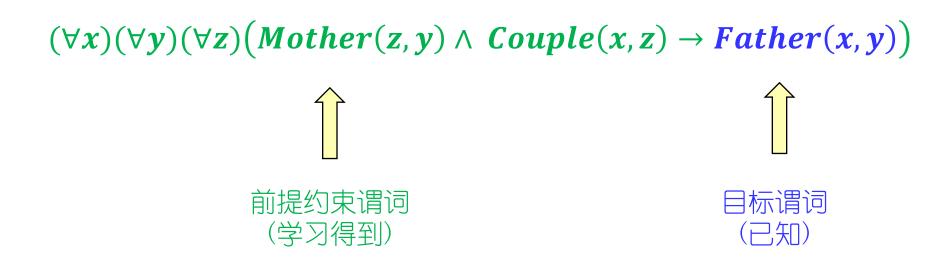
 $\rightarrow$  Father(x, y)





已知: *Mother*(James, Ann), *Couple*(David, James)

推理得到: Father(David, Ann)



推理手段: positive examples + negative examples + background knowledge examples ⇒ hypothesis

给定目标谓词,FOIL算法从实例(正例、反例、背景样例)出发,不断测试所得到推理规则是否还包含反例,一旦不包含反例,则学习结束,展示了"归纳学习"能力,在学得推理规则后,再给推理规则中的变量赋予具体例子,经过"演绎"得到新的知识

#### FOIL算法

- 输入:目标谓词P、目标谓词P的训练样例(正例集合 $E^+$ 和反例集合 $E^-$ )以及其他背景知识样例
- 输出:可得到目标谓词P这一结论的推理规则
  - (1) 将目标谓词作为所学习推理规则的结论;
- (2) 将其他谓词逐一作为前提约束谓词加入推理规则,计算所得到推理规则的FOIL信息增益值,选取可带来最大信息增益值的前提约束谓词加入原来的推理规则,得到新的推理规则,并将训练样例集合中与该推理规则不符的样例去掉;
  - (3) 重复(2) 过程, 直到所得的推理规则不覆盖任何反例。

## 大纲

□知识图谱的生命周期

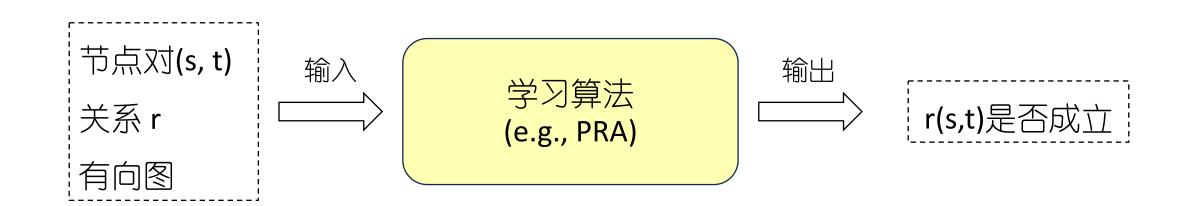
■典型知识图谱项目

□知识图谱推理算法-FOIL

□知识图谱推理算法-PRA

## 路径排序算法(Path Ranking Algorithm, PRA)

路径排序算法:将实体之间的关联路径作为特征,学习目标关系



## 路径排序算法(Path Ranking Algorithm, PRA)

#### 路径排序推理算法:将实体之间的关联路径作为特征,学习目标关系

#### 一般可以分为如下三步:

- (1) **特征抽取**:生成并选择路径特征集合,生成路径的方式有随机游走、广度优先搜索、深度优先搜索等
- (2) 特征计算: 计算每个训练样本的特征 $P(s \to t; \pi_j)$ ,表示布尔值,实体s与实体t之间是否存在路径 $\pi_j$ ;也可以表示从节点s 通过关系路径到达节点t的概率,还可以是实体s与实体t之间路径出现的频次、频率等
- (3)模型训练:根据训练样本的特征值训练学习器,当训练好学习器,即可将该学习器用于推理两个实体之间是否存在目标关系

## 路径排序推理(Path Ranking Algorithm, PRA)

#### 目标关系: Father

• 对于目标关系father生成四组训练样例:

• 正例: (David, Mike)

• 负例: (David, James) (James, Ann)

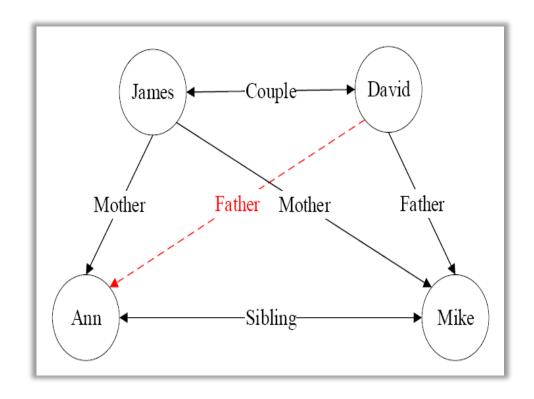
(James, Mike)

从知识图谱采样得到路径,例如,采样得到连接上述训练样本实体的路径:

(David, Mike) 路径: Couple -> Mother (David, James)路径: Father -> Mother<sup>-1</sup>

(James, Ann) 路径: Mother -> Sibling

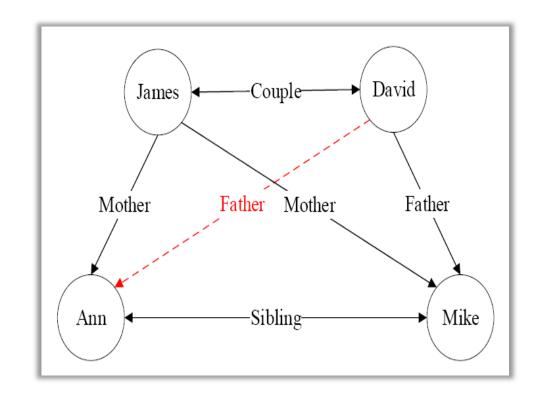
(James, Mike) 路径: Couple -> Father



# 路径排序推理(Path Ranking Algorithm, PRA)

将四个路径Couple -> Mother, Father -> Mother<sup>-1</sup>,
 Mother -> Sibling, Couple -> Father表示为一个四维特征向量,对于两个实体,将可连接记作1,不可连接记作0,可以得到:

实体对	特征向量	标记
(David, Mike)	[1,0,0,0]	+1
(David, James)	[0,1,0,0]	-1
(James, Ann)	[0,0,1,0]	-1
(James, Mike)	[0,0,1,1]	-1

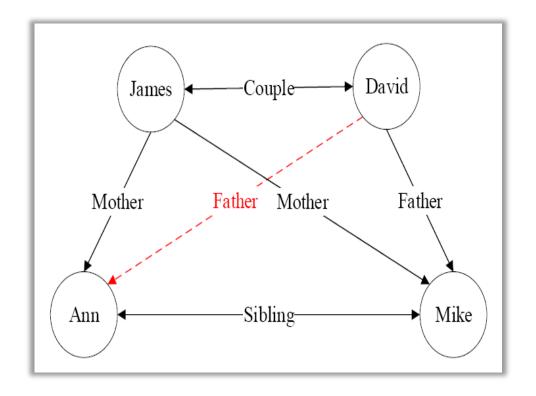


# 路径排序推理(Path Ranking Algorithm, PRA)

实体对	特征向量	标记
(David, Mike)	[1,0,0,0]	+1
(David, James)	[0,1,0,0]	-1
(James, Ann)	[0,0,1,0]	-1
(James, Mike)	[0,0,1,1]	-1

• 基于上述训练样本训练学习器

预测:对于新样本(David, Ann),得到其特征值为[1,0,0,0],将特征向量输入到学习器,如果学习器给出分类结果为+1,则Father(David, Ann)成立。



## 知识图谱推理

#### 知识图谱推理的主要方法

- · 基于逻辑规则的推理(如: FOIL、AMIE)
- 基于图结构和统计学习的推理 (如: PRA)
- 基于分布式表示学习的推理(如: TransE)
- 基于神经网络的推理 (如: R-GCN)

• • • •

- □利用大语言模型的知识图谱
  - ✔ 借助大语言模型提取知识
  - ✔ 借助大语言模型辅助图谱构建
  - **√** ...
- ■利用知识图谱大语言模型
  - ✓ 利用知识图谱的大语言模型 (预) 训练
  - ✔ 利用知识图谱的提示构建
  - ✔ 利用知识图谱减少大语言模型幻觉
  - **√** ...



请从这句话中识别出实体以及实体之间的关系:"利昂内尔·梅西(Lionel Messi),全名利昂内尔·安德烈斯·梅西·库奇蒂尼(Lionel Andrés Messi Cuccitini),昵称莱奥·梅西(Leo Messi),1987年6月24日出生于阿根廷圣菲省罗萨里奥,阿根廷职业足球运动员。"

**\$** 

在这句话中,有以下实体以及它们之间的关系:

- 1. 利昂内尔·梅西(Lionel Messi) 人名
  - 全名: 利昂内尔·安德烈斯·梅西·库奇蒂尼(Lionel Andrés Messi Cuccitini)
  - 昵称: 莱奥·梅西(Leo Messi)
  - 出生日期: 1987年6月24日
  - 出生地点: 阿根廷圣菲省罗萨里奥
  - 职业: 阿根廷职业足球运动员

#### 关系:

- 利昂内尔·梅西的全名是利昂内尔·安德烈斯·梅西·库奇蒂尼。
- 利昂内尔·梅西有一个昵称,叫莱奥·梅西。
- 利昂内尔·梅西是1987年6月24日出生于阿根廷圣菲省罗萨里奥的。
- 利昂内尔·梅西是一名阿根廷职业足球运动员。

25

大语言模型能给知识图谱或基于知识的人工智能带来什么?



大语言模型可以为知识图谱或基于知识的人工智能带来以下潜在好处:



- 1. 自动知识抽取:大语言模型可以帮助自动从大量文本中抽取知识,并将其结构化为知识图谱的实体和关系。这减轻了手动知识提取的工作负担。
- 2. 知识增强:大语言模型可以帮助知识图谱扩展其内容,填补潜在的信息空白。通过搜索和分析文本数据,它可以发现新的实体、关系和属性,从而提高知识图谱的丰富性。
- 3. 问题回答和搜索:大语言模型可以用于知识图谱上的自然语言问题回答和搜索,使用户能够以更自然的方式与知识图谱进行交互。这有助于提高知识的可访问性和可用性。
- 4. 语境理解:大语言模型可以帮助解决知识图谱中的多义性和歧义性问题。通过分析上下文,它可以更准确地理解实体之间的关系和含义,从而提高知识图谱的质量。
- 5. 更新和维护: 大语言模型可以自动检测知识图谱中的过时信息,并帮助更新和维护知识图谱的内容。这有助于确保知识图谱保持最新和准确。
- 6. 跨语言支持: 大语言模型可以支持多种语言, 从而有助于跨语言知识图谱的构建和访问。

然而,使用大语言模型也面临一些挑战,如误导性信息、隐私问题和数据偏见。因此,在集成大语言模型到知识图谱或基于知识的人工智能系统时,需要谨慎处理这些问题,并确保数据质量和伦理问题得到妥善处理。

25

知识图谱能给大语言模型带来什么



#### 知识图谱可以为大语言模型提供以下好处:



- 1. 上下文丰富性:知识图谱提供了结构化的信息,可以丰富大语言模型的上下文理解能力。模型可以使用图谱中的实体、关系和属性来解释和理解文本中的内容,从而提供更准确的回答和生成更有上下文一致性的文本。
- 2. 实体关系解析:知识图谱中的实体和关系信息可以帮助大语言模型更好地理解文本中提到的实体和它们之间的关系。这对于问答系统、信息检索和文本生成任务非常有用。
- 3. 多模态数据整合:知识图谱可以整合多模态数据,包括文本、图像和视频等,从而使大语言模型能够在多种数据类型之间建立联系和理解跨模态信息。这对于多模态应用如自然语言生成图像描述或图像关联文本等任务非常有帮助。
- 4. 领域特定知识:知识图谱可以包含特定领域的专业知识,帮助大语言模型在特定领域中提供 更准确的信息和支持。这对于医学、法律、科学等领域的专业应用非常有用。
- 5. 改进问题回答:知识图谱可以用于改进自然语言问题回答系统,模型可以在图谱中查找答案,并提供更有根据的回应。
- 6. 实体链接:知识图谱可以帮助大语言模型在文本中识别和链接实体,从而提高文本的语义理解和实体识别能力。

总之,知识图谱为大语言模型提供了结构化的知识和信息,可以增强其理解和生成文本的能力,使其更适用于各种自然语言处理任务和应用。

## 小结

□知识图谱的来源: 语义网的商业化实现

□知识图谱的应用:搜索引擎、智能问答、推荐等

□知识图谱的表示方法: RDF、OWL

□知识图谱的生命周期及典型任务:实体识别、关系识别等

□典型推理方法: FOIL、PRA ...