

符号化知识表示的形式和性质

刘群，华为诺亚方舟实验室

CCF秀湖会议——新一代知识工程：记忆、推理与可解释

2024-7-6，苏州

大语言模型与符号计算

- 大语言模型的符号计算能力仍然欠缺
 - 常识
 - 数学
 - 逻辑
- 如何解决大语言模型常识推理问题？
 - 方案一：神经网络通过Scaling Law将自然获得符号计算的能力
 - Hinton、Ilya Sutskever的方案
 - 理由：人类大脑也是神经网络，本质上没有区别，人类能做的事情神经网络也能做
 - 方案二：神经网络无法精确推理，需研究神经符号结合的方法
 - Yoshua Bengio、Gary Marcu的方案
 - 理由：神经网络本质上是概率模型，不具备系统二推理能力，不能进行符号推理
 - 我认同方案二

符号化知识表示的多样性难题

- 神经网络为所有问题提供统一的解决方案，而符号化知识形式非常多样化，每种形式特点不同，面临的问题也不同
- 是否存在统一的形式化知识表示形式，可以解决所有符号推理问题？
- 如果不存在，有哪些主要的符号化知识表示形式？各自有什么特点？如何与大语言模型结合进行推理？

从三个层面考察符号化知识和知识表示

- **符号化知识**
- 符号化知识表示的形式
- 大语言模型和符号化知识表示的接口

符号化知识的类型

- Declarative knowledge 陈述性知识
 - 描述概念、实体、事实
 - 以陈述句形式描述
- Procedural knowledge 过程性知识
 - 包括规则、策略、过程、议程等
 - 可以执行完成任务
- Meta-knowledge 元知识
 - 关于知识的知识
- Heuristic knowledge 启发式知识
 - 专家根据经验获得的领域或专业知识
- Structural knowledge 结构化知识
 - 概念之间的上下位或者整体部分关系等知识
 - 解决问题所需要的知识



从三个层面考察符号化知识和知识表示

- 符号化知识
- **符号化知识表示的形式**
- 大语言模型和符号化知识表示的接口

符号化知识表示的类型

- 自然语言
 - 词、短语、句子、篇章
- 语义网 (Semantic Web) 、知识图谱
 - 知识本体 (Ontologies)
 - 实体知识图谱 (Entities/Relations/Facts)
 - 事理知识图谱 (Events)
- 程序语言 (规则都可以表示为程序)
 - 函数式程序语言
 - 过程式程序语言
 - 面向对象程序语言
- 逻辑
 - 布尔逻辑、命题逻辑、描述逻辑、构造逻辑、一阶谓词逻辑、高阶谓词逻辑

自然语言

- 自然语言是最自然的符号表示形式
- 语言也是对大语言模型最亲和的一种符号表示形式
- 但自然语言本身的推理能力有限

形式逻辑

- 形式逻辑是最精确的符号化表示形式，没有任何歧义
- 形式逻辑是自足的，给定公理就可以发展出完整的系统，无需依靠外界信息
- 形式逻辑是符号化知识表示的极致

程序语言

- 程序语言也是一种精确的知识表示形式，没有歧义
- 程序语言是可以执行的，某些函数可以调用外部工具
- 程序语言和形式逻辑在特定约束下可以等价

The Curry-Howard Isomorphism 科里-霍华德同构

- **柯里-霍华德对应**（英语：**Curry-Howard correspondence**）是在计算机程序和数学证明之间的紧密联系；这种对应也叫做**柯里-霍华德同构**、**公式为类型对应**或**命题为类型对应**。
- 这是对形式逻辑系统和公式计算（computational calculus）之间符号的相似性的推广。
- 它被认为是由美国数学家**哈斯凯尔·布鲁克·柯里**（Haskell Brooks Curry）和逻辑学家**威廉·阿尔文·霍华德**（William Alvin Howard）独立发现的。
- 有多种方式考虑柯里-霍华德对应。
- 在一个方向上，它工作于“把证明编译为程序”级别上。这里的“证明”最初被限定为在**构造性逻辑**中—典型的是**直觉逻辑**系统中的证明。而“程序”是在常规的**函数式编程**的意义上的；从**语法**的观点上看，这种程序是用某种**λ演算**表达的。所以柯里-霍华德同构的具体实现是详细研究如何把来自直觉逻辑的证明写成λ项。

The mathematician

Theorem. For all $n \in \mathbb{N}$, there exists $p \in \mathbb{N}$ such that $n = 2p$ or $n = 2p + 1$.

Proof. By induction on n .

- If $n = 0$ then this is obvious.
- Otherwise, assume that $n = m + 1$. By the induction hypothesis, we know that there exists some p such that $m = 2p$ or $m = 2p + 1$.
 - In the first case, $n = 2p + 1$.
 - Otherwise $n = 2(p + 1)$.

The programmer

```
val div2 : int -> int * bool
(* [div2 n] returns the integer
division by 2 of [n] together with
a boolean indicating if [n] is
even. *)
```

```
let rec div2 n = match n with
| 0 -> (0, true)
| m + 1 ->
    let (p, even) = div2 m in
    if even then (p, false)
    else (p + 1, true)
```

Logic

Proofs

Formula

A implies B

A and B

A or B

falsity

truth

for all $x \in A$, $B(x)$

Axiom

Soundness theorem

Completeness theorem

Incompleteness theorem

CS

Programs

Types

function from A to B

pair of A and B

tagged union of A and B

empty type

singleton type

dependent product from A to B

System primitive

Compiler

Debugger

Infinite loop

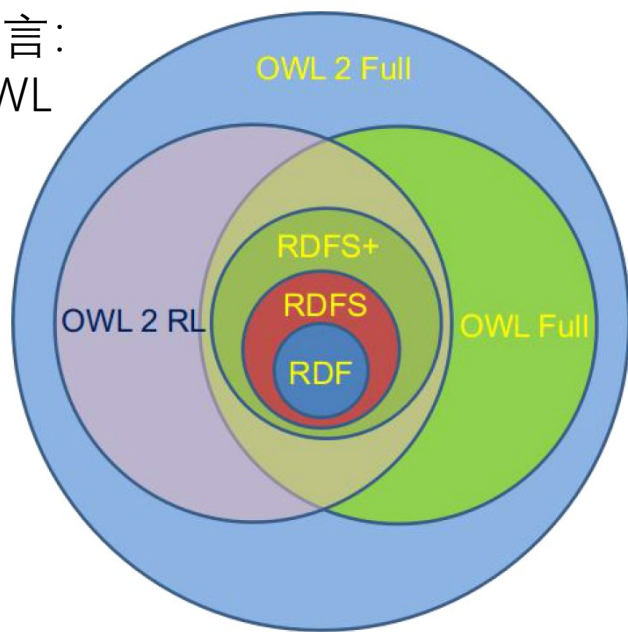
Lean语言

- **Lean**是一款在含归纳类型的构造演算基础上所开发的电脑证明助手和函数式编程语言。
- Lean语言是一种函数式编程语言
- Lean语言又是一种形式化数学定理证明工具，用Lean语言写的数学定理证明可以保证其正确性
- 包括陶哲轩在内的一些数学家计划将现有的大部分数学定理证明都用Lean语言表示出来，目前已经有了一个初步的定理证明库 MathLib
- Lean语言也成为了基于AI进行数学定理证明的有效工具

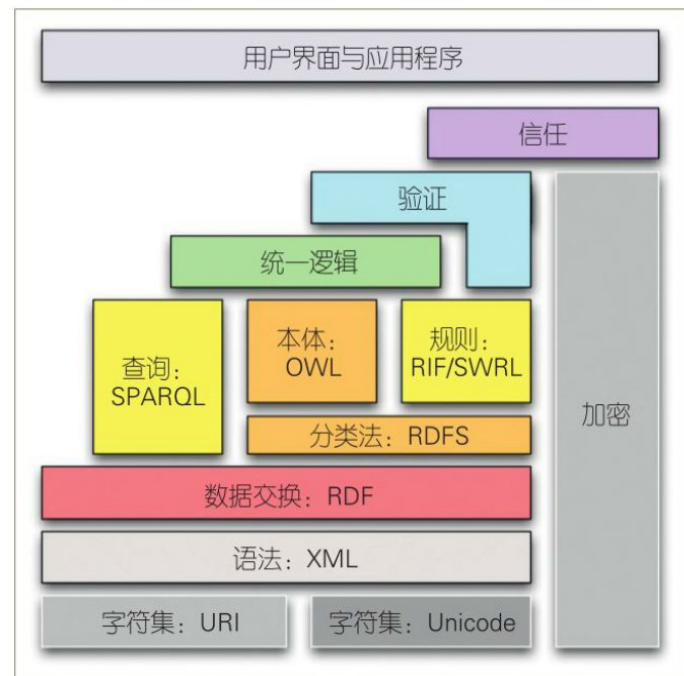
知识图谱、语义网Semantic Web

- 在W3C推动下，语义网有一套比较完备的形式化语义描述体系，包括RDF、Schema、Ontology、N-Tuples、SPARQL等，具备描述逻辑的表达能力

知识图谱语言：
RDF and OWL



W3C语义网
技术栈



Credit: 鲍捷：从语义网到知识图谱——Web知识技术体系的变迁

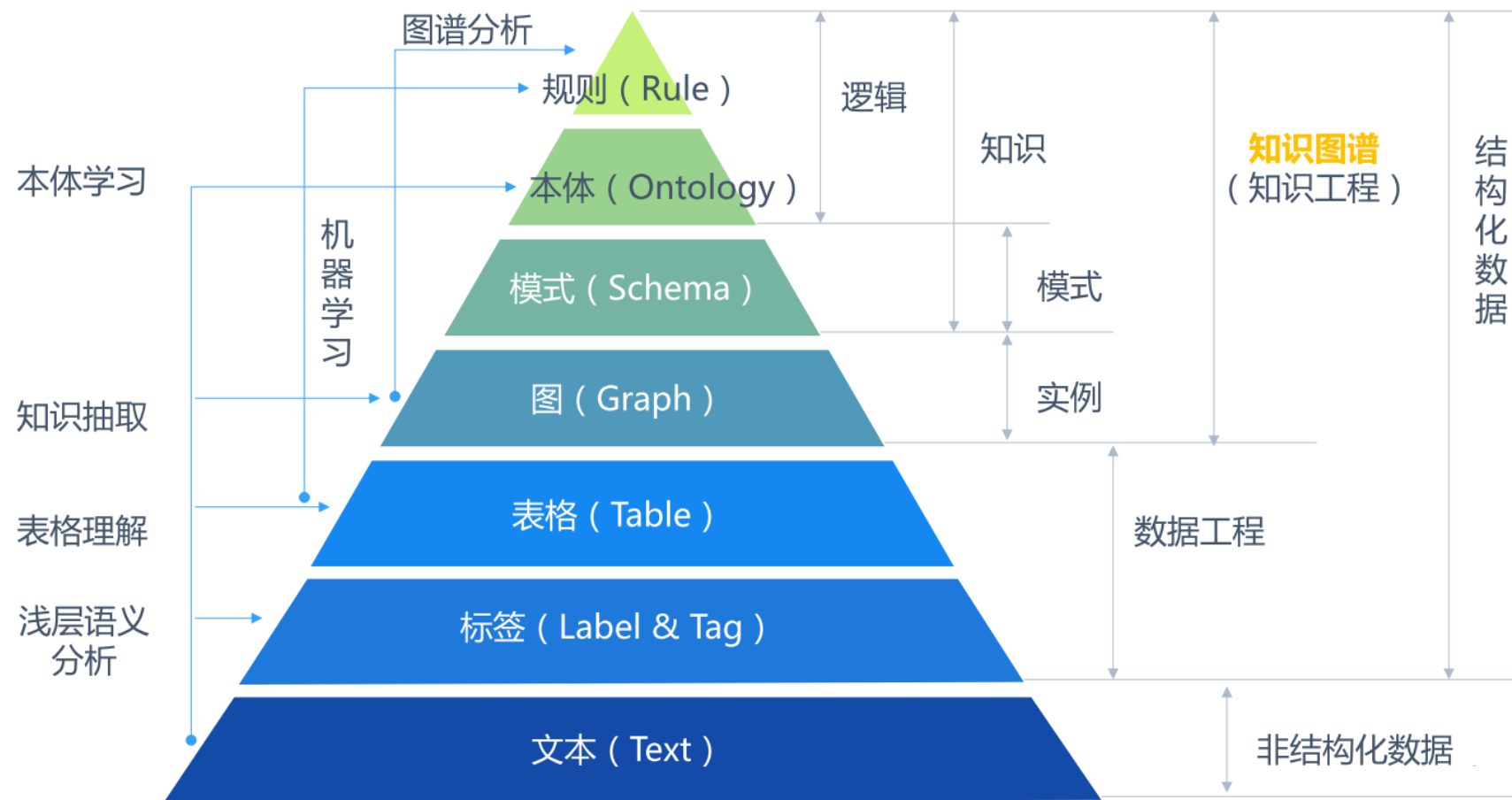
知识图谱、语义网Semantic Web

- 但在实践中，知识图谱被大大简化，仅仅表示为三元组形式的实体图谱和事理图谱，以及概念层次结构
- 语义网和知识图谱的大规模实践表明，逻辑形式的精确语义表示在实践中不可行
- 但三元组式的知识图谱（包括事理图谱）依然在表达形式上过于简单，表达能力上存在严重缺陷
- 自由文本知识图谱（Free-Text Knowledge Graph）允许对实体和关系采用任意自然语言描述，可以一定程度上缓解知识图谱表达能力的不足，但依然很受限。

符号化知识表示的其他形式

- 除了自然语言、知识图谱、程序代码、逻辑命题之外，还存在很多其他知识表示形式：
 - 事件时间线
 - 思维导图
 - 表格
 - Diagram
 -
- 大量的符号化知识都存在于这些非正规的知识表示形式中，缺乏系统全面的梳理

知识图谱技术金字塔



Credit: 鲍捷: 从语义网到知识图谱 —— Web知识技术体系的变迁

从三个层面考察符号化知识和知识表示

- 符号化知识
- 符号化知识表示的形式
- 大语言模型和符号化知识表示的接口

大语言模型和符号化知识表示的接口

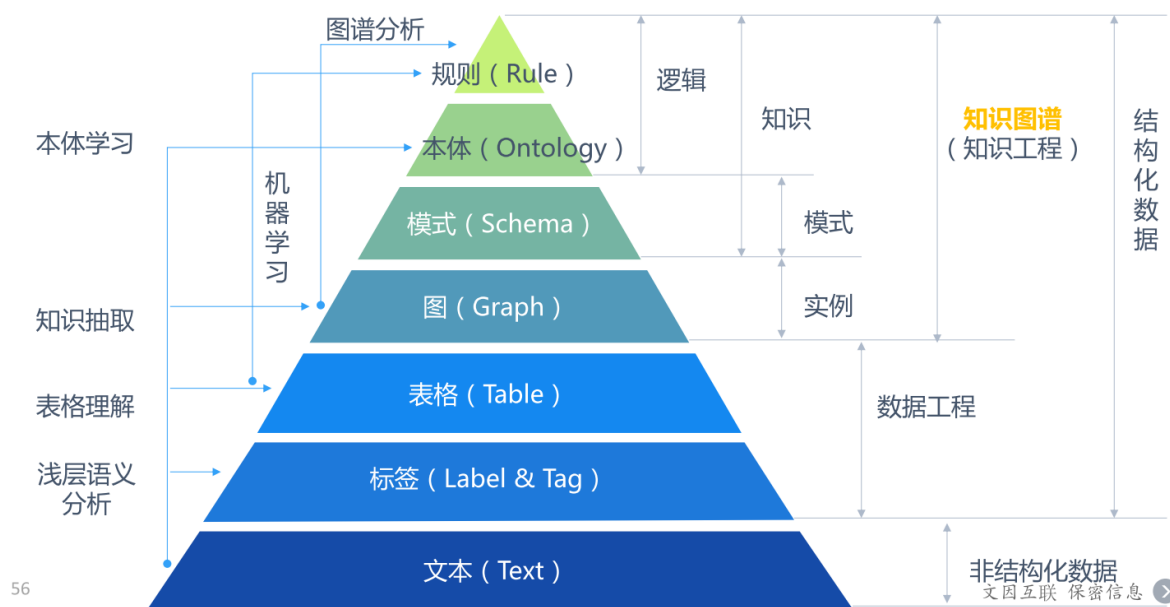
- 目前，大语言模型和符号化知识表示的唯一接口就是语言：
 - 输入：Prompting
 - 输出：Generation
- 其他所有带结构的知识表示，都需要转化成线性的语言表示（词语序列）才能跟大语言模型交互
- 线性化以后的带结构的知识表示，虽然理论上包含了所有的结构信息，但实际上大语言模型很难准确捕获到完整的结构信息
- 除了语言，可否在大语言模型和符号化知识表示直接建立其他接口通道？

图像（image）作为大语言模型和符号化知识的接口

- 相比语言，图像可以提供更多、更直观的信息：

设想一下，如果想用文字传达右图的所有信息，应该如何表述？

- 如何表述金字塔的层次结构？
- 如何表述颜色深浅传达的信息？
- 如何表述周边的文字标注和金字塔层级的关系？



图像 (image) 可以帮助神经网络更好的学习和推理

Glyce: Glyph-vectors for Chinese Character Representations

Yuxian Meng*, Wei Wu*, Fei Wang*, Xiaoya Li*, Ping Nie, Fan Yin
Muyu Li, Qinghong Han, Xiaofei Sun and Jiwei Li

Shannon.AI
{yuxian_meng, wei_wu, fei_wang, xiaoya_li, ping_nie, fan_yin,
muyu_li, qinghong_han, xiaofei_sun, jiwei_li}@shannonai.com

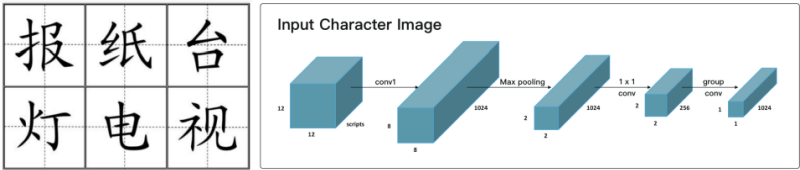


Figure 1: Illustration of the Tianzege-CNN used in Glyce.

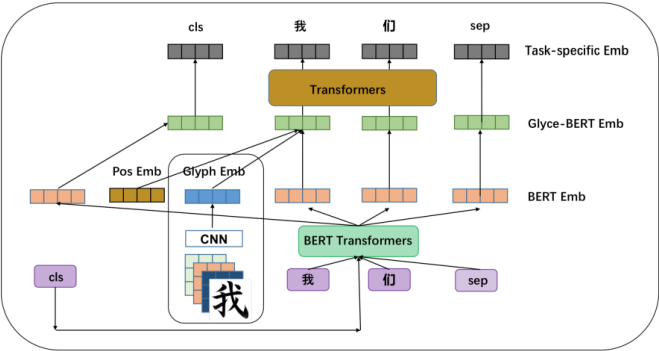


Figure 2: Combining glyph information with BERT.

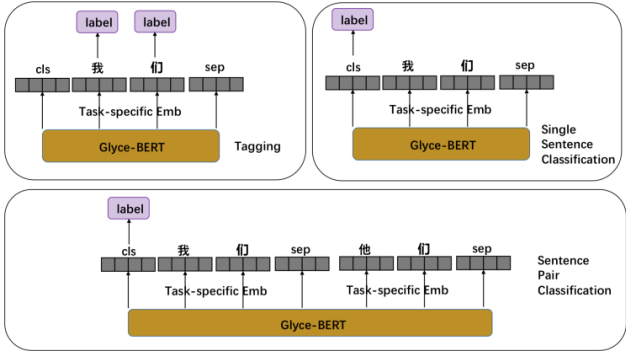


Figure 3: Using Glyce-BERT model for different tasks.

Model	ChnSentiCorp	the Fudan corpus	iFeng
LSTM	91.7	95.8	84.9
LSTM + Glyce	93.1	96.3	85.8
	(+ 1.4)	(+0.5)	(+0.9)
BERT	95.4	99.5	87.1
Glyce+BERT	95.9	99.8	87.5
	(+0.5)	(+0.3)	(+0.4)

Table 6: Accuracies for Single Sentence Classification task.

Dependency Parsing		
Model	UAS	LAS
Ballesteros et al. [2016]	87.7	86.2
Kiperwasser and Eliyahu [2016]	87.6	86.1
Cheng et al. [2016]	88.1	85.7
Biaffine	89.3	88.2
Biaffine+Glyce	90.2	89.0
	(+0.9)	(+0.8)

Semantic Role Labeling			
Model	P	R	F
Roth and Lapata [2016]	76.9	73.8	75.3
Marcheggiani and Diego [2017]	84.6	80.4	82.5
He et al. [2018]	84.2	81.5	82.8
k-order pruning+Glyce	85.4	82.1	83.7
	(+0.8)	(+0.6)	(+0.9)

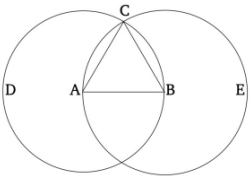
Table 7: Results for dependency parsing and SRL.

图像 (image) 可以帮助神经网络更好的学习和推理

Autoformalizing Euclidean Geometry

Logan Murphy^{1*} Kaiyu Yang^{2*} Jialiang Sun¹ Zhaoyu Li¹ Anima Anandkumar² Xujie Si¹

Proposition 1
To construct an equilateral triangle on a given finite straight-line.



Let AB be the given finite straight-line.
So it is required to construct an equilateral triangle on the straight-line AB .
Let the circle BCD with center A and radius AB have been drawn [Post. 3], and again let the circle ACE with center B and radius BA have been drawn [Post. 3]. And let the straight-lines CA and CB have been joined from the point C , where the circles cut one another,¹ to the points A and B (respectively) [Post. 1].
And since the point A is the center of the circle CDB , AC is equal to AB [Def. 1.15]. Again, since the point B is the center of the circle CAE , BC is equal to BA [Def. 1.15]. But CA was also shown (to be) equal to AB . Thus, CA and CB are each equal to AB . But things equal to the same thing are also equal to one another [C.N. 1]. Thus, CA is also equal to CB . Thus, the three (straight-lines) CA , AB , and BC are equal to one another.
Thus, the triangle ABC is equilateral, and has been constructed on the given finite straight-line AB . (Which is) the very thing it was required to do.

Informal Euclidean geometry problem

```
theorem proposition_1 : ∀ (a b : Point) (AB : Line),
  distinctPointsOnLine a b AB →
  ∃ c : Point, |(c-a)| = |(a-b)| ∧ |(c-b)| = |(a-b)|
```

Ground truth theorem

```
theorem proposition_1' : ∀ (a b : Point) (AB : Line),
  a.onLine AB ∧ b.onLine AB ∧ a ≠ b →
  ∃ c : Point, |(a-c)| = |(c-b)| ∧ |(a-c)| = |(a-b)|
```

Autoformalized theorem

by

```
euclid_intros
euclid_apply circle_from_points a b as BCD
euclid_apply circle_from_points b a as ACE
euclid_apply intersection_circles BCD ACE as c
euclid_apply point_on_circle_onlyif a b c BCD
euclid_apply point_on_circle_onlyif b a c ACE
use c
euclid_finish
```

Autoformalized proof

Z3
CVC5

Equivalent?  

SMT-based symbolic reasoning engine

```
a b : Point
AB : Line
BCD ACE : Circle
isCenter a BCD
onCircle b BCD
isCenter b ACE
onCircle a ACE
⊢ intersects BCD ACE
```

Z3
CVC5 

```
...
⊢ ...
```

Z3
CVC5 

Diagrammatic reasoning gaps

Category	GPT-4		GPT-4V	
	1-shot	5-shot	1-shot	5-shot
Triangle	35%	45%	45%	70%
Similarity	5%	15%	10%	15%
Congruent	5%	25%	15%	25%
Quadrilateral	35%	25%	20%	30%
Parallel	5%	15%	5%	15%
Overall	17%	25%	19%	31%

图像 (image) 可以帮助神经网络更好的学习和推理

LayoutGPT: Compositional Visual Planning and Generation with Large Language Models

Weixi Feng^{1*} Wanrong Zhu^{1*} Tsu-jui Fu¹ Varun Jampani² Arjun Akula²
Xuehai He³ Sugato Basu² Xin Eric Wang³ William Yang Wang¹

¹University of California, Santa Barbara

²Google

³University of California, Santa Cruz

<https://github.com/weixi-feng/LayoutGPT>

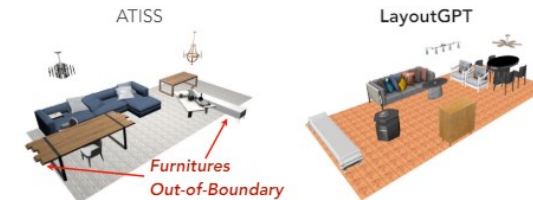
[2D Numerical Reasoning] *There are three elephants standing beside a pool of water.*



[2D Spatial Reasoning] *A carrot and some onion next to a knife on a cutting board.*



[3D Living Room] *Room Type: Living Room;
Room Size: 7.7m x 3.6m*



[3D Bedroom] *Room Type: Bedroom;
Room Size: 3.0m x 4.8m*

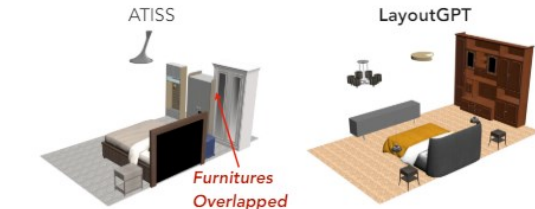


Figure 1: Generated layouts from LayoutGPT in 2D images and 3D indoor scenes. LayoutGPT can serve as a visual planner to reflect challenging numerical and spatial concepts in visual spaces.

图（Graph）作为大语言模型和符号化知识的接口

- 图（Graph）是日常生活中使用最多的表示形式之一：
 - 树
 - 思维导图
 - 胶片
 -
- 图在数学上研究比较充分
- 图神经网络研究也非常多
- 可否把图作为大语言模型和符号化知识的接口？

图 (Graph) 作为大语言模型和符号化知识的接口

ERNIE: Enhanced Language Representation with Informative Entities

Zhengyan Zhang^{1,2,3*}, Xu Han^{1,2,3*}, Zhiyuan Liu^{1,2,3†}, Xin Jiang⁴, Maosong Sun^{1,2,3}, Qun Liu⁴

¹Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing, China

²Institute for Artificial Intelligence, Tsinghua University, Beijing, China

³State Key Lab on Intelligent Technology and Systems, Tsinghua University, Beijing, China

⁴Huawei Noah's Ark Lab

{zhangzhengyan14, hanxu17}@mails.tsinghua.edu.cn

Model	MNLI-(m/mm) 392k	QQP 363k	QNLI 104k	SST-2 67k
BERT _{BASE}	84.6/83.4	71.2	-	93.5
ERNIE	84.0/83.2	71.2	91.3	93.5

Model	CoLA 8.5k	STS-B 5.7k	MRPC 3.5k	RTE 2.5k
BERT _{BASE}	52.1	85.8	88.9	66.4
ERNIE	52.3	83.2	88.2	68.8

Table 6: Results of BERT and ERNIE on different tasks of GLUE (%).

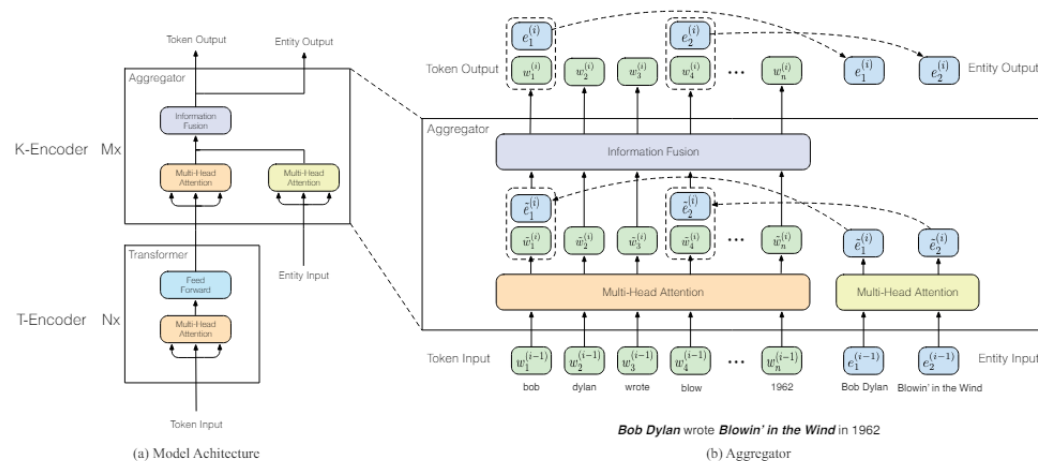
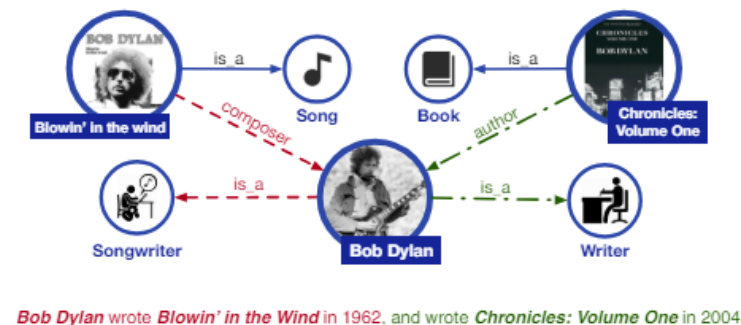


Figure 2: The left part is the architecture of ERNIE. The right part is the aggregator for the mutual integration of the input of tokens and entities. Information fusion layer takes two kinds of input: one is the token embedding, and the other one is the concatenation of the token embedding and entity embedding. After information fusion, it outputs new token embeddings and entity embeddings for the next layer.

总结

- 对符号化知识表示的形式和性质进行了梳理和讨论
- 思考一：知识图谱的覆盖性远远不足，另一方面，大量的符号化知识都存在于非正规的知识表示形式中，缺乏系统全面的梳理
- 思考二：大语言模型和符号化知识表示的接口，除了语言，可以考虑增加其他形式，比如图像（image）和图（graph）

谢谢！