国际人工智能会议
AAAI 2021 论文北京预讲会

Benchmarking Knowledge-Enhanced Commonsense Question Answering via Knowledge-to-Text Transformation

边宁, 韩先培, 陈波, 孙乐

报告人：边宁

时间：2020.12.19

中国科学院软件研究所 中文信息处理实验室

ISCAS 中国科学院软件研究所 Institute of Software Chinese Academy of Sciences

中文信息处理实验室-让机器理解语言 Chinese Information Processing Laboratory

目录

常识问答背景

常识问答：回答依赖常识知识的问题，以测试语言理解能力。

Where on a river can you hold a cup **upright** to catch water on a sunny day?
✓**waterfall**, ✗bridge, ✗valley, ✗pebble, ✗mountain

常识问答依赖常识知识：
(waterfall, *IsA*, vertical flow of moving water)
(upright, *synonym*, vertical)

常识问答的挑战：
①常识知识库与问题、答案之间存在异构性。
②知识具有上下文相关性。

常识问答背景

- 现有工作通常利用知识增强常识问答模型中的一个模块。
  - 注意力机制、基于图卷积的推理机制等。
- 为研究**知识**以及**知识融入模型的方式**对于常识问答的影响，本文通过探针实验，提出并回答了三个重要的问题：

Q1：在常识问答任务中，利用外部的常识知识具有多少潜能？

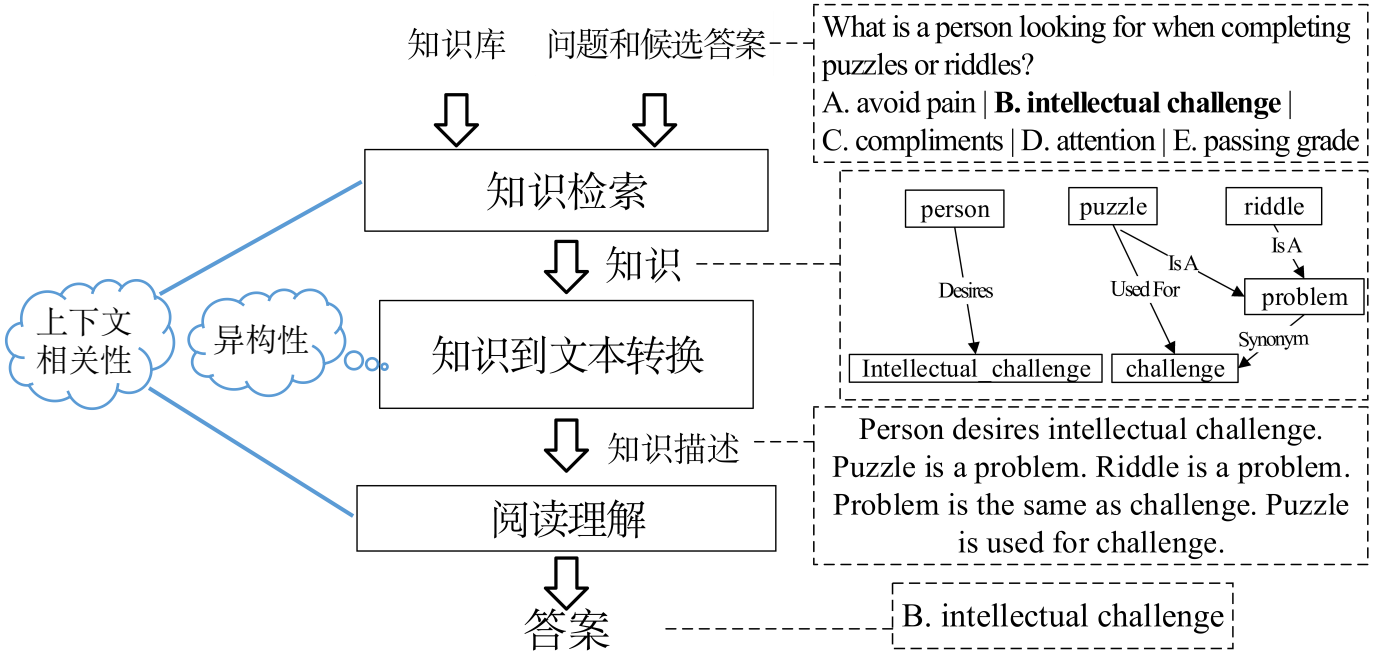
Q2：目前的常识问答模型利用常识知识的程度如何？

- 例如，基于图的常识问答模型能否充分利用外部知识库提供的常识知识？

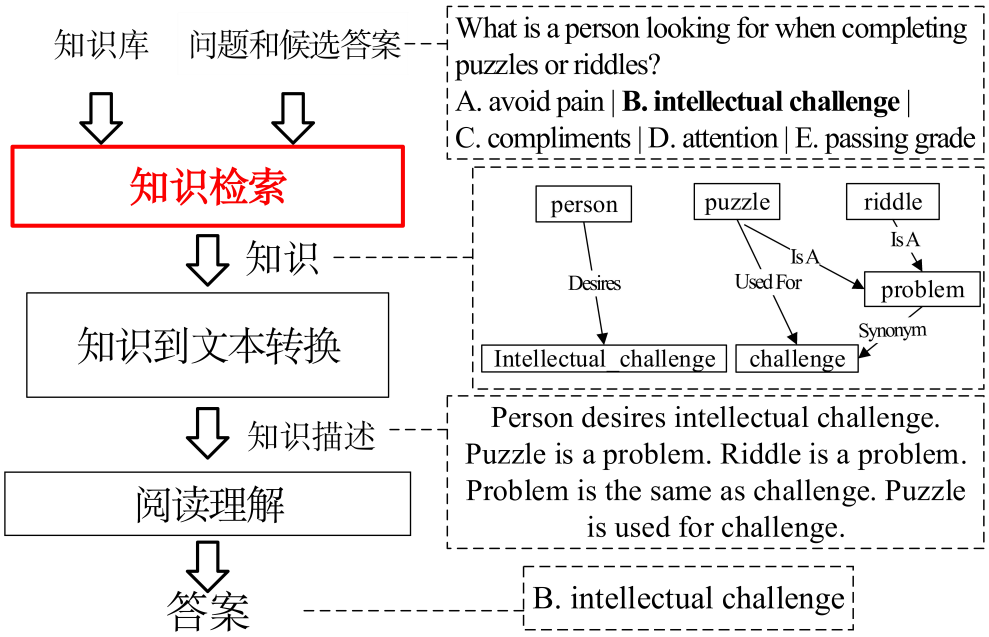
Q3：常识问答领域有哪些具有潜力的未来研究方向？

目录

基于知识到文本转换的常识问答模型



基于知识到文本转换的常识问答模型



1、从常识知识库中检索知识

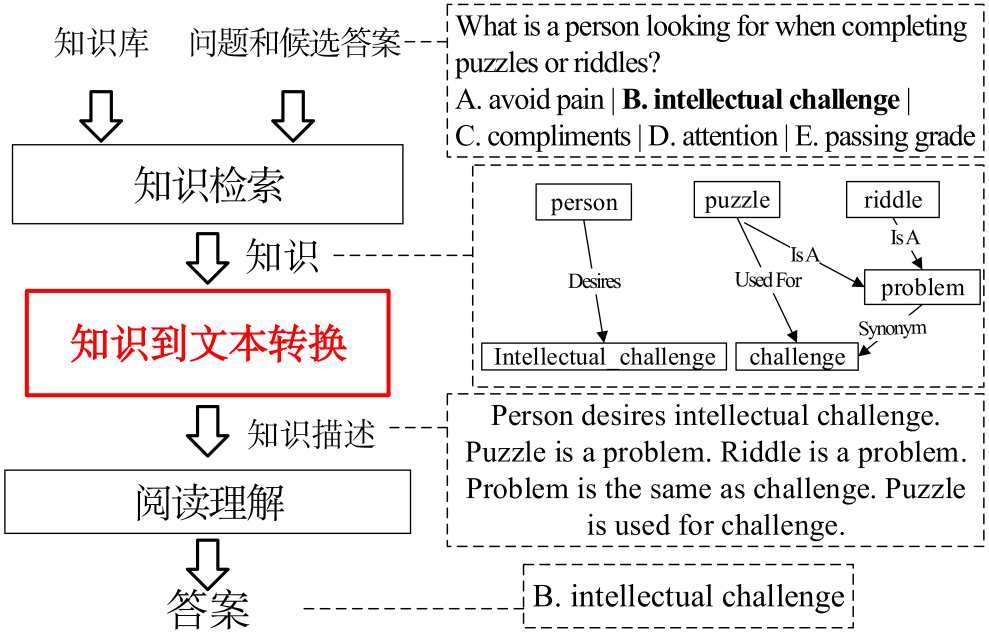
给定一个问题和一个候选答案：

①与常识知识图谱中的概念进行匹配，提取概念。

②寻找知识图谱中连接问题概念和答案概念的知识路径。

“*puzzle→IsA→problem→Synonym→challenge*”是一个与候选答案“*Intellectual challenge*”相关的2跳知识路径。

基于知识到文本转换的常识问答模型

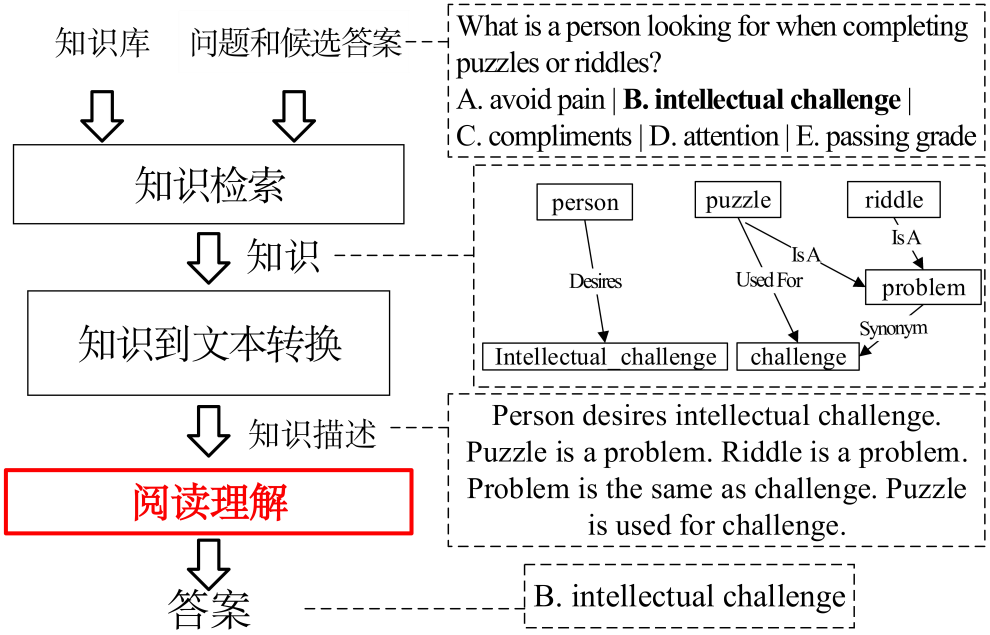


2、知识到文本转换：

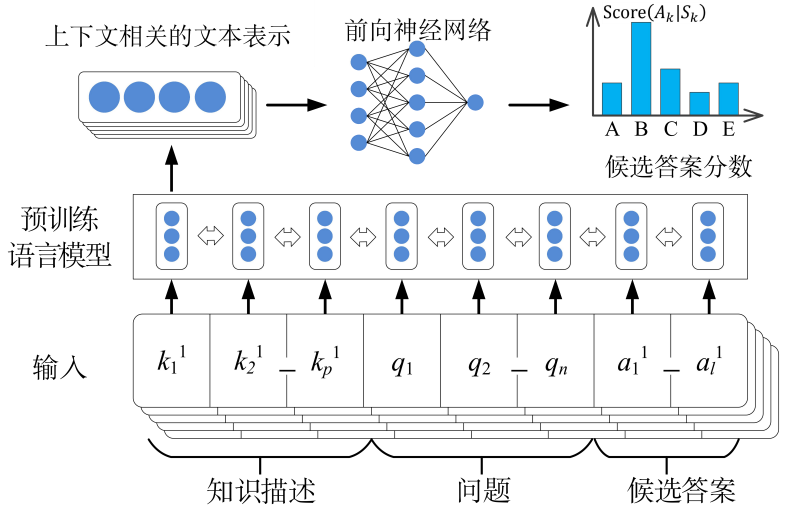
- 基于模板的转换算法
  - 关系模板。
- 基于复述的转换算法
  - 使用复述模型生成更加流畅和多样的知识描述。
- 基于检索的转换算法
  - 利用真实的语料库中的文本作为知识描述。

知识路径	Puzzle → *IsA* → Problem → *Synonym* → Challenge
模板转换	Puzzle is a problem. Problem is the same as challenge.
复述转换	Puzzles are problems. The problem is the same as the challenge.
检索转换	Puzzle problem is a challenge game for children.

基于知识到文本转换的常识问答模型



3、阅读理解模型预测答案



目录

常识问答模型探针实验

实验设置

- 数据集：
  - 主要数据集：CommonsenseQA；
  - 辅助数据集：Winograd Schema Challenge (WSC)、HellaSWAG、SOCIAL IQa。
- 常识知识库：ConceptNet。
- 基线模型：
  - Ma et al. (2019) —— 注意力机制 + 选项比较网络 (Option Comparison Network)。
  - Lv et al. (2020) —— 图神经网络。
  - KEDGN —— 图神经网络。

知识到文本转换的效果

- 知识到文本转换对知识增强的常识问答是有效的。
- 知识到文本转换能鲁棒地利用知识。
- 三种知识到文本转换算法能够互补。

模型	知识源	BERT	XLNet	RoBERTa	ALBERT
人类	--	88.9	88.9	88.9	88.9
标准知识解释	人工标注	81.1	85.1	84.7	83.7
知识到文本转换					
模板转换算法	ConceptNet	67.9	77.5	78.1	81.1
复述转换算法	ConceptNet	67.2	74.9	77.8	79.3
检索转换算法	ConceptNet	65.0	75.0	77.1	79.4
完整模型	ConceptNet	**70.4**	**80.3**	**80.8**	**83.3**
不同预训练语言模型上的最佳性能	ConceptNet	69.0 (Ma et al. 2019)	79.3 (Lv et al. 2019)	80.8 (KEDGN)	(暂无)
基础模型	无知识	63.6	68.9	76.2	78.6

CommonsenseQA数据集上的答案准确率

知识到文本转换是有效且鲁棒的。

知识路径长度	BERT	XLNet	RoBERTa	ALBERT
1 跳	67.1	74.7	77.9	80.0
2 跳	**67.9**	**77.5**	**78.1**	**81.1**
3 跳	65.0	68.6	77.2	79.2

知识路径的长度对CommonsenseQA上答案准确率的影响。使用基于模板的知识到文本转换算法。

模型	WSC	HellaSWAG	SOCIAL IQa
BERT	66.0	42.3	66.2
+ 知识	**68.1**	**44.2**	**68.8**
RoBERTa	81.4	82.5	74.3
+ 知识	**82.5**	**83.0**	**75.0**
ALBERT	84.9	86.1	77.2
+ 知识	**87.0**	**86.9**	**77.8**
人类	92.1	94.5	86.9

其他常识问答数据集上的答案准确率。 “+知识” 表示使用基于模板的知识到文本转换算法和2跳知识路径。

知识到文本转换的效果

- 知识到文本转换对知识增强的常识问答是有效的。
- **知识到文本转换能鲁棒地利用知识。**
- 三种知识到文本转换算法能够互补。

知识到文本转换是有效且鲁棒的。

模型	知识源	BERT	XLNet	RoBERTa	ALBERT
人类	--	88.9	88.9	88.9	88.9
标准知识解释	人工标注	81.1	85.1	84.7	83.7
知识到文本转换					
模板转换算法	ConceptNet	67.9	77.5	78.1	81.1
复述转换算法	ConceptNet	67.2	74.9	77.8	79.3
检索转换算法	ConceptNet	65.0	75.0	77.1	79.4
完整模型	ConceptNet	**70.4**	**80.3**	**80.8**	**83.3**
不同预训练语言模型上的最佳性能	ConceptNet	69.0 (Ma et al. 2019)	79.3 (Lv et al. 2019)	80.8 (KEDGN)	(暂无)
基础模型	无知识	63.6	68.9	76.2	78.6

CommonsenseQA数据集上的答案准确率

知识路径长度	BERT	XLNet	RoBERTa	ALBERT
1 跳	67.1	74.7	77.9	80.0
2 跳	**67.9**	**77.5**	**78.1**	**81.1**
3 跳	65.0	68.6	77.2	79.2

知识路径的长度对CommonsenseQA上答案准确率的影响。使用基于模板的知识到文本转换算法。

模型	WSC	HellaSWAG	SOCIAL IQa
BERT	66.0	42.3	66.2
+ 知识	**68.1**	**44.2**	**68.8**
RoBERTa	81.4	82.5	74.3
+ 知识	**82.5**	**83.0**	**75.0**
ALBERT	84.9	86.1	77.2
+ 知识	**87.0**	**86.9**	**77.8**
人类	92.1	94.5	86.9

其他常识问答数据集上的答案准确率。“+知识”表示使用基于模板的知识到文本转换算法和2跳知识路径。

知识到文本转换的效果

- 知识到文本转换对知识增强的常识问答是有效的。
- 知识到文本转换能鲁棒地利用知识。
- 三种知识到文本转换算法能够互补。

模型	知识源	BERT	XLNet	RoBERTa	ALBERT
人类	--	88.9	88.9	88.9	88.9
标准知识解释	人工标注	81.1	85.1	84.7	83.7
知识到文本转换					
模板转换算法	ConceptNet	67.9	77.5	78.1	81.1
复述转换算法	ConceptNet	67.2	74.9	77.8	79.3
检索转换算法	ConceptNet	65.0	75.0	77.1	79.4
完整模型	ConceptNet	**70.4**	**80.3**	**80.8**	**83.3**
不同预训练语言模型上的最佳性能	ConceptNet	69.0 (Ma et al. 2019)	79.3 (Lv et al. 2019)	80.8 (KEDGN)	(暂无)
基础模型	无知识	63.6	68.9	76.2	78.6

CommonsenseQA数据集上的答案准确率

知识到文本转换是有效且鲁棒的。

知识路径长度	BERT	XLNet	RoBERTa	ALBERT
1 跳	67.1	74.7	77.9	80.0
2 跳	**67.9**	**77.5**	**78.1**	**81.1**
3 跳	65.0	68.6	77.2	79.2

知识路径的长度对CommonsenseQA上答案准确率的影响。使用基于模板的知识到文本转换算法。

模型	WSC	HellaSWAG	SOCIAL IQa
BERT	66.0	42.3	66.2
+ 知识	**68.1**	**44.2**	**68.8**
RoBERTa	81.4	82.5	74.3
+ 知识	**82.5**	**83.0**	**75.0**
ALBERT	84.9	86.1	77.2
+ 知识	**87.0**	**86.9**	**77.8**
人类	92.1	94.5	86.9

其他常识问答数据集上的答案准确率。 “+知识” 表示使用基于模板的知识到文本转换算法和2跳知识路径。

外部知识对常识问答的作用

Q1：在常识问答任务中，利用外部的常识知识具有多少潜能？

- 使用标准知识解释能够显著提升常识问答性能，并且可以达到接近人类的性能。

A1:融合外部知识对于常识问答任务依然有较大潜力。

人工标注的知识解释，准确简洁地描述所需的常识知识。(Rajani et al. 2019)

模型	知识源	BERT	XLNet	RoBERTa	ALBERT
人类	--	88.9	88.9	88.9	88.9
标准知识解释	人工标注	81.1	85.1	84.7	83.7
知识到文本转换					
模板转换算法	ConceptNet	67.9	77.5	78.1	81.1
复述转换算法	ConceptNet	67.2	74.9	77.8	79.3
检索转换算法	ConceptNet	65.0	75.0	77.1	79.4
完整模型	ConceptNet	**70.4**	**80.3**	**80.8**	**83.3**
不同预训练语言模型上的最佳性能	ConceptNet	69.0 (Ma et al. 2019)	79.3 (Lv et al. 2019)	80.8 (KEDGN)	(暂无)
基础模型	无知识	63.6	68.9	76.2	78.6

CommonsenseQA数据集上的答案准确率

现有模型利用知识的能力

Q2：目前的常识问答模型利用常识知识的程度如何?

- **现有模型：与使用标准知识解释的模型相比，现有模型均有较大性能差距。**
- 本文方法：在生成问题相关的更加准确的知识描述方面，本文的方法仍有很大的潜力。
- 预训练模型：现有的预训练语言模型学到的常识知识对于常识问答依然不足。

A2:目前的常识问答模型未能充分发挥外部知识的潜力。

模型	知识源	BERT	XLNet	RoBERTa	ALBERT
人类	--	88.9	88.9	88.9	88.9
标准知识解释	人工标注	81.1	85.1	84.7	83.7
知识到文本转换					
模板转换算法	ConceptNet	67.9	77.5	78.1	81.1
复述转换算法	ConceptNet	67.2	74.9	77.8	79.3
检索转换算法	ConceptNet	65.0	75.0	77.1	79.4
完整模型	ConceptNet	**70.4**	**80.3**	**80.8**	**83.3**
不同预训练语言模型上的最佳性能	ConceptNet	69.0 (Ma et al. 2019)	79.3 (Lv et al. 2019)	80.8 (KEDGN)	(暂无)
基础模型	无知识	63.6	68.9	76.2	78.6

CommonsenseQA数据集上的答案准确率

现有模型利用知识的能力

Q2：目前的常识问答模型利用常识知识的程度如何？

- 现有模型：与使用标准知识解释的模型相比，现有模型均有较大性能差距。
- **本文方法：在生成问题相关的更加准确的知识描述方面，本文的方法仍有很大的潜力。**
- 预训练模型：现有的预训练语言模型学到的常识知识对于常识问答依然不足。

× 重要知识缺失
× 知识过于复杂
× 噪声知识

A2:目前的常识问答模型未能充分发挥外部知识的潜力。

模型	知识源	BERT	XLNet	RoBERTa	ALBERT
人类	--	88.9	88.9	88.9	88.9
标准知识解释	人工标注	81.1	85.1	84.7	83.7
知识到文本转换					
模板转换算法	ConceptNet	67.9	77.5	78.1	81.1
复述转换算法	ConceptNet	67.2	74.9	77.8	79.3
检索转换算法	ConceptNet	65.0	75.0	77.1	79.4
完整模型	ConceptNet	**70.4**	**80.3**	**80.8**	**83.3**
不同预训练语言模型上的最佳性能	ConceptNet	69.0 (Ma et al. 2019)	79.3 (Lv et al. 2019)	80.8 (KEDGN)	(暂无)
基础模型	无知识	63.6	68.9	76.2	78.6

CommonsenseQA数据集上的答案准确率

现有模型利用知识的能力

Q2：目前的常识问答模型利用常识知识的程度如何?

- 现有模型：与使用标准知识解释的模型相比，现有模型均有较大性能差距。
- 本文方法：在生成问题相关的更加准确的知识描述方面，本文的方法仍有很大的潜力。
- **预训练模型：现有的预训练语言模型学到的常识知识对于常识问答依然不足。**

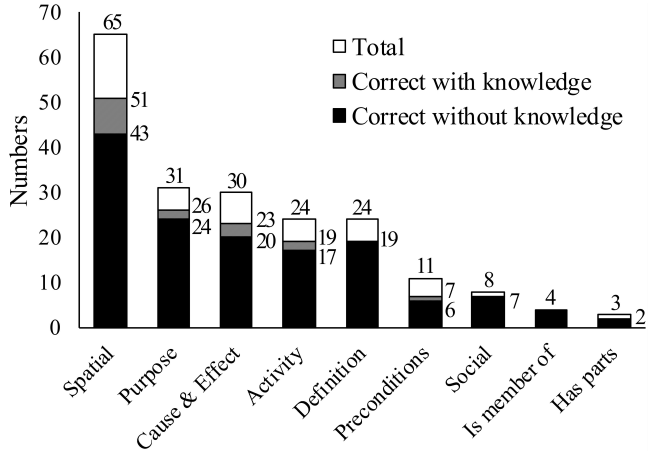
A2:目前的常识问答模型未能充分发挥外部知识的潜力。

模型	知识源	BERT	XLNet	RoBERTa	ALBERT
人类	--	88.9	88.9	88.9	88.9
标准知识解释	人工标注	81.1	85.1	84.7	83.7
知识到文本转换					
模板转换算法	ConceptNet	67.9	77.5	78.1	81.1
复述转换算法	ConceptNet	67.2	74.9	77.8	79.3
检索转换算法	ConceptNet	65.0	75.0	77.1	79.4
完整模型	ConceptNet	**70.4**	**80.3**	**80.8**	**83.3**
不同预训练语言模型上的最佳性能	ConceptNet	69.0 (Ma et al. 2019)	79.3 (Lv et al. 2019)	80.8 (KEDGN)	(暂无)
基础模型	无知识	63.6	68.9	76.2	78.6

CommonsenseQA数据集上的答案准确率

模型在不同的常识能力方面的性能比较

- 知识对Spatial、Cause & Effect、Activity、Purpose等常识能力有较大提升。
- 对于Definition、Social、Has parts等常识能力，知识所起的作用较小。
  - ConceptNet常识知识库在这些类型的知识上覆盖度较小。



进一步说明知识对常识问答的重要作用。

错误分析

错误原因	举例	
区分度低的知识 (21/50)	问题	*What do **airplanes** do as they are arriving at the gate?*
	候选答案	√ ***slow down*** | × *land* | × *crash* | × ***speed up*** | × *carry people*
	正确答案的知识描述	*airplanes can slow down.*
	模型预测答案的知识描述	*airplanes can speed up.*
噪声知识 (15/50)	问题	*I took my seat, the **curtains** drew back and I enjoyed the what?*
	候选答案	× *auditorium* | × *theatre* | × ***movie*** | √ ***show*** | × *airplane*
	正确答案的知识描述	***curtain is located in show.*** *cover is opposite to back. person is located in show. show is located in opera. curtain is located in opera. show is located in theater. curtain is located in theater.…..*
	模型预测答案的知识描述	*movie is located in theater. curtain is located in theater.*
知识缺失 (13/50)	问题	*Animals come in all types, some fly thanks to their lightweight hollow what?*
	候选答案	× *heads* | × ***tails*** |√ ***bodies*** | × *bones* | × *eyes*
	正确答案的知识描述	*bones is located in person. person desire fly.*
	模型预测答案的知识描述	[***NO KNOWLEDGE FACT IS RETRIEVED***]

上下文相关的高质量知识对于有效的知识增强模型是很重要的。

总结

1. **我们提出了一种简单而有效的基于知识到文本转换的常识问答模型。**
   - 为常识问答提供了强大的基线模型。
2. **我们在多个常识问答数据集上进行了探针实验。**
   - 融合外部知识对于常识问答任务**依然有较大潜力**。
   - 知识增强的常识问答模型**未能充分发挥外部知识的潜力**。
   - 我们的实验支撑了常识问答的三个未来方向：
     - **上下文敏感的知识选择**对于融合知识的问答系统是至关重要的。
     - 知识与文本的**异构性**是模型利用知识的瓶颈。
     - 在**预训练语言模型**中加入更多的**常识知识**是有价值的。

THANKS

bianning2019@iscas.ac.cn