国际人工智能会议
AAAI 2021 论文北京预讲会

Flexible Non-Autoregressive Extractive Summarization with Threshold: How to Extract a Non-Fixed Number of Summary Sentences

贾瑞鹏, 曹亚男, 石海超, 方芳, 尹鹏飞, 王石

中国科学院信息工程研究所
中国科学院计算技术研究所

Background

- 我们进入了一个信息爆炸的时代，据 IDC 统计，互联网数据量已经达到 ZB 级别
  - bit, Byte, KB, MB, GB, TB, PB, EB, ZB, BB

图1 互联网信息爆炸

Background

- 海量数据中隐含着巨大的安全威胁，包括反动言论、恶意评论、黄色内容等。由于数据规模大、结构复杂、形式多样，导致系统自动检测准确率较低，这就要求专业人员对内容进行人工审核，这是一个耗时耗力的过程

图2 互联网内容安全检测 - 传统方案

Background

- 借助自动摘要技术，可以让机器深入理解、分析海量 Web 数据，自动生成文本的摘要，降低了内容审查的复杂度，在提升系统检测准确率的同时能够大大降低人工成本，在信息检索、内容过滤、舆情分析、态势感知等领域具有较高的研究价值和应用需求

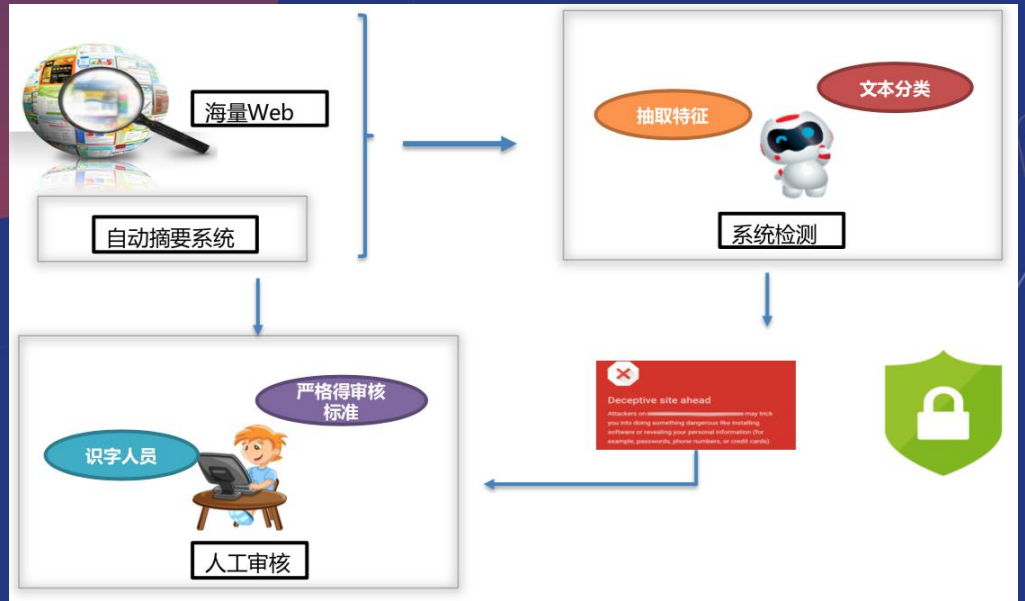


图3 互联网内容安全检测 - 借助自动文摘方案

Summarization

- 文本摘要是指利用计算机自动的从原始文档中提取/生成能够准确反映该文档中心内容的简单连贯短文

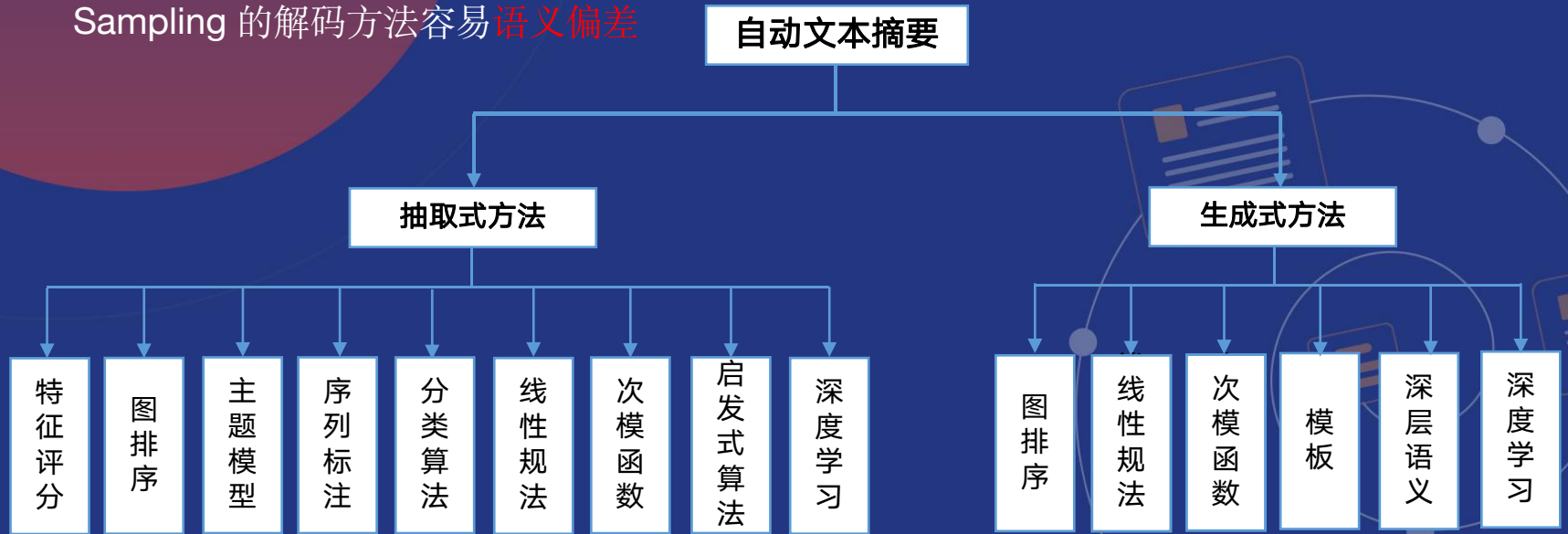
- 按照文档数量: 单文档自动文摘 / 多文档自动文摘
- 按照生成方法: 抽取式自动文摘 / 生成式自动文摘
- 按照不同用途: 指示性自动文摘 / 报道性自动文摘
- 按照该是否提供上下文: 面向查询的自动文摘 / 普通的自动文摘
- ...

Summarization

- 目前，自动文摘技术应用无处不在，例如新闻标题、论文摘要、评论摘要、查询式摘要、金融报表、24 小时实时新闻热点等
- 但该课题的研究工作存在众多问题，现有的自动文摘算法不太成熟，整体效果还有很大的提升空间

Summarization

- 常见的自动文本摘要算法:
  - 抽取式摘要的不足: 产生的摘要冗余度较高、连贯性较低
  - 生成式摘要的不足: 长文本效果差, 基于 Greedy 的解码方法容易生成重复, 基于 Sampling 的解码方法容易语义偏差



Deep Learning for Extractive Summarization

- 文摘领域常用的数据集包括: CNN/DM, NYT, Gigaword
- 抽取式文摘常用技巧:
  - 基于贪心算法将人工摘要转换为原文句子的 0/1 标签 (Nallapati, 2017)
  - Trigram-Blocking (Liu, 2019)

Deep Learning for Extractive Summarization

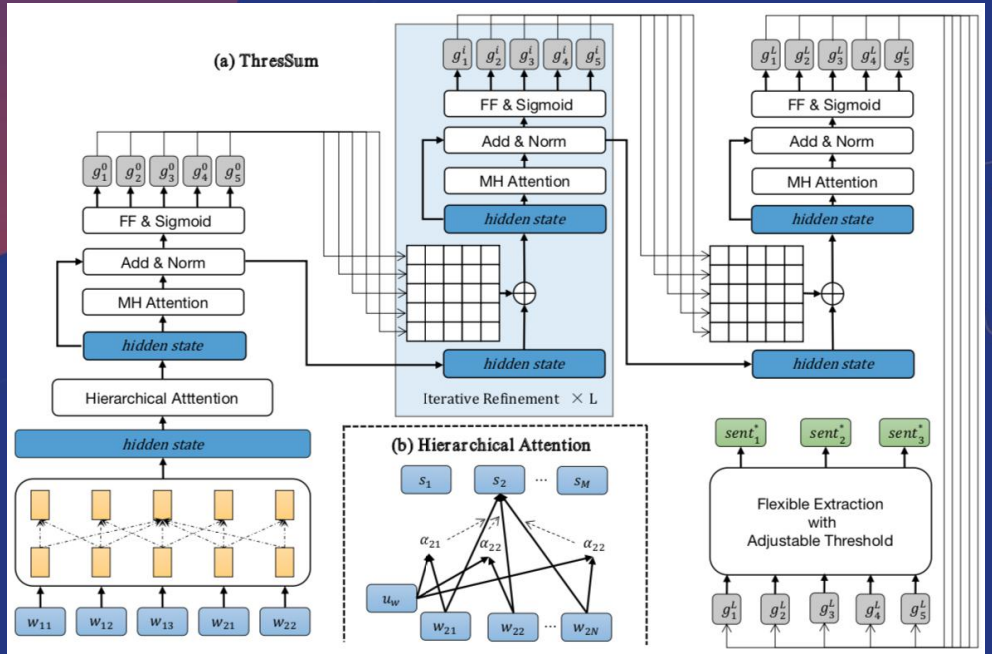
- **研究目标:** 解决目前基于深度学习抽取式摘要中的一些常见的问题
  1. 抽取的句子之间存在大量的冗余信息, 但现在常用的方法是 Trigram-Blocking 算法消除冗余的方法与实际情况不符; 例如: 在 CNN/DM 测试集中
     - 7.35%的 Oracle Summary 中存在 Trigram-Overlaps
     - 0% 的基于 Trigram-Blocking 算法抽取的 Summary 中存在 Trigram-Overlaps
  2. 常见的基于深度学习的抽取式方法都采用 Top-K 策略来抽取句子

Deep Learning for Extractive Summarization

- **研究内容:**
  - 针对被抽取句子间的冗余信息, 采用 预标签+迭代更新 的网络模型
  - 针对 Top-K 的抽取测略, 采用基于 Threshold 的方法来增加抽取文摘句子的灵活性

ThresSum

- 模型架构



ThresSum

- 知识蒸馏算法获得软标签

Algorithm 1: Teacher Algorithm for Soft Labels

Initialize Sentence Set $D = \{s_1, ..., s_M\}$;
Initialize ROUGE $r_1, ...r_M$, and Iteration Steps L ;
Sort D by $r_1, ..., r_M$ in descending order ;
for l *from* 0 *to* $L-1$ **do**
  Set the Temperature T as $L-l$;
  for t *from* T *to* 1 **do**
    Temporary Sentence Set: $D_{temp} \leftarrow \{\}$;
    Temporary ROUGE of D_{temp}: $R_{temp} \leftarrow 0$;
    for s_i *from* $D[0]$ *to* $D[end]$ **do**
      $D_{temp} \leftarrow D_{temp} + s_i$;
      if R_{temp} *is increasing* **then**
        $D \leftarrow D - s_i$
      else
        $D_{temp} \leftarrow D_{temp} - s_i$;
      end
    end
    Set the Sentence s in D_{temp} with Soft Label $\frac{t}{T}$;
  end
  Set the Sentence s Remained in D with Label 0 ;
  Record these Soft Labels as $(y_1^l, y_2^l, ..., y_M^l)$;
  Re-Initialize Sentence Set $D = \{s_1, ..., s_M\}$;
  Re-Sort D by $r_1, ..., r_M$ in descending order ;
end

Experiments

- 实验结果

Models	CNN/DM			NYT		
	R-1	R-2	R-L	R-1	R-2	R-L
Abstractive						
ABS (2015)	35.46	13.30	32.65	42.78	25.61	35.26
PGC (2017)	39.53	17.28	36.38	43.93	26.85	38.67
TransformerABS (2017)	40.21	17.76	37.09	45.36	27.34	39.53
$T5_{Large}$ (2019)	43.52	21.55	40.69	-	-	-
$BART_{Large}$ (2019b)	44.16	21.28	40.90	48.73	29.25	44.48
$PEGASUS_{Large}$ (2019b)	44.17	21.47	41.11	-	-	-
$ProphetNet_{Large}$ (2020)	44.20	21.17	41.30	-	-	-
Extractive						
Oracle (Sentence)	55.61	32.84	51.88	64.22	44.57	57.27
Lead-3 †	40.42	17.62	36.67	41.80	22.60	35.00
SummaRuNNer † ⋆ (2017)	39.60	16.20	35.30	42.37	23.89	38.74
Exconsumm ‡ ⋆ (2019)	41.7	18.6	37.8	43.18	24.43	38.92
$PNBERT_{Base}$ † ⋆(2019a)	42.69	19.60	38.85	-	-	-
$DiscoBERT_{Base}$ (2020)	43.77	20.85	40.67	-	-	-
$BERTSUMEXT_{Large}$ † ⋆(2019)	43.85	20.34	39.90	48.51	30.27	44.65
$MATCHSUM_{Base}$ ‡ ⋆(2020)	44.41	20.86	40.55	-	-	-
$ThresSum_{Large}$ ‡ •(Ours)	**44.59**	**21.15**	**40.76**	**50.08**	**31.77**	**45.21**

Future

- 1. 优化基于 Greedy 的文本解码算法, 减少重复性, 增加多样性
- 2. 常见的 TextRank 的无监督文本摘要算法目前有很多的弊端, 研究一种全新的无监督摘要框架

国际人工智能会议
AAAI 2021 论文北京预讲会

THANKS

2020.12.19