# Term改写

改写是QP中的重要组成部分,在搜索系统中,用户输入的查询词(Query)和文档之间可能存在用词不一致的情况,或者同一意思可以通过不同的表达方式传达。通过同义改写,检索系统可以更好地理解查询和文档的语义匹配,从而提高检索的相关性和结果召回量。

工业界常见的改写方式主要有两种,基于分词的Term粒度匹配改写和全词Query粒度改写。Term粒度改写是指将Query分词为多个Term词序列,通过Term同义词替换实现语义泛化,如:宝宝辅食 --> [宝宝, 辅食] --> [婴幼儿, 辅食]。Query粒度改写指直接对Query做语义泛化,如:瘦身饮食计划 --> 减肥食谱。

本章节将详细介绍Term改写,对其下游应用、技术方案两块进行展开。

### 布尔检索应用

Term改写主要应用在搜索召回检索模块,如基于倒排索引的Term文本匹配召回通路。

假设有 Query 可以被分词为 [A, B, C],基于布尔检索的召回会根据分词构建查询串表达式: A and B and C,即检索结果 Doc 的文本内容需要同时包含Term词 A、B、C,若 A 有同义Term词 A1、A2、A3, B 有同义Term词 B1,则查询串表达式可以构建为: (A or A1 or A2) and (B or B1) and C。

当以结合同义词的布尔查询串进行检索时,由于原Term词和同义Term词是 or 的关系,即检索命中同义词的笔记也会被召回,由此可以较大的提高相关结果召回量。此外,改写词可以作为特征参与相关性排序模块中。

## 数据挖掘

Term改写的数据来源主要有两类:同义词典和PT表(Phrase Table),其中同义词典中的数据格式一般为有向二元组 < w1,w2>,表示 w2 是 w1 的同义词;而PT表存储的是两个词和两者的关联信息,并不显式表示两者是同义关系,格式为 < w1,w2,feat>,其中 feat 表示 w1 到 w2 的转移特征(对齐特征)。

## 同义词典

同义词典的语料一般来自于现有的辞海、百科、知识图谱等知识库数据,比如很容易可以从辞海中挖掘出:<中国, China>。此外也可以通过人工标注、模型判别对隐式匹配(向量召回)语料进行筛选和过滤后写入词典。

### PT表

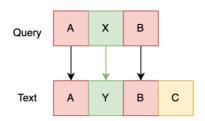
#### 数据来源

PT表的数据来源于用户搜索行为数据,通过历史搜索行为构建句对,具体如下:

- Query-Title: 通过用户点击Doc的Title和搜索词Query构建平行句对
- Query-Doc-Query: 若不同Query历史点击同一篇Doc, 那么这些共现Query之间构建平行句对
- Session: 短时间内,同一用户多次输入不同Query进行检索,那么这些Query之间构建平行句对

#### 词对齐

根据数据源挖掘出平行句对后,则需要通过词对齐的方式构建词表,对齐方式如下:



假设有 Query=AXB , Text=AYBC , 以共现词 A 和 B 作为锚点,则 x 和 y 构成1-gram词对齐, Ax 和 Ay 构成2-gram词对齐。另外可以采用文本翻译领域中的词对齐工具实现词对齐(如FastAlign、GIZA++)。

#### 对齐特征

根据平行语料挖掘出大量词对齐数据后,即可统计出对齐特征,常见的特征如下:

特征
Term长度
Term是否包含数字/英文
Term左右熵
Term在Query中出现的频次
Term在对齐语料Text中出现的频次
Term Pair在Query-Text中出现的频次
Term Pair出现的比率
改写Term在当前原Term的所有改写Term中按出现频次排名的位置
Term Pair的相似度

有了词和对齐特征即可构建PT表作为线上Term改写的候选召回。

## 模型预测

当离线挖掘构建出PT表后,对于输入的查询词Query将通过PT表获取改写Term和相关特征后,则可通过树模型(GBDT)预测判别Query中的Term是否可以替换成召回的改写Term,流程如下:

- 1. 对查询词Query进行分词获得Term序列
- 2. 对Term序列构建N-Gram短语(1-3 gram)
- 3. 对N-Gram短语通过PT表查询得到改写候选短语和对齐特征
- 4. 对召回的PT短语进行对应Term替换,组成改写Query
- 5. 针对每个改写Query基于Term替换点构建特征
  - 1. 全局特征: Query/改写Query语言模型得分, Query/改写Query统计特征(检索量)等
  - 2. Term词粒度特征: PT表对齐特征
  - 3. 上下文特征:替换点前后组成的N-Gram对齐特征
- 6. 通过GBDT模型打分,判别当前Term改写是否可行(GBDT模型可通过人工标注数据集训练得到,学习目标可以是样本关系,如同义/近义/无关)

# 总结

综上,Term改写可以抽象为以下流程,并可分为离线数据挖掘和在线模型预测两个部分,一个好的改写系统可以 有效降低长尾低频Query的零少结果率和Query换词率等指标。

