

邴庆禹<sup>1,3</sup> 窦志成<sup>2,3</sup> 文继荣<sup>2,3</sup>

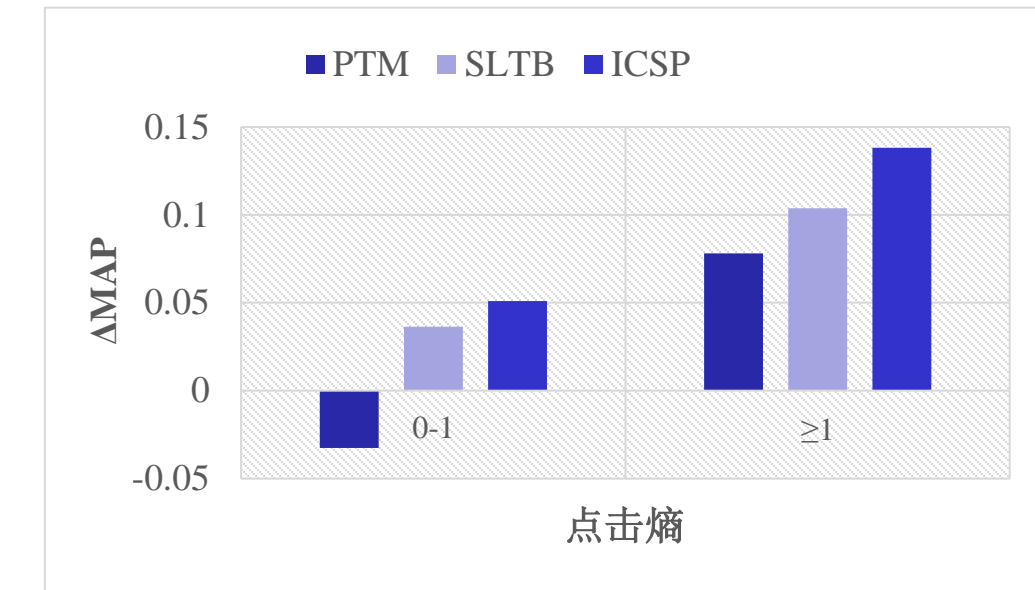
(1. 中国人民大学 信息学院, 北京 100086)  
(2. 中国人民大学 高瓴人工智能学院, 北京 100086)  
(3. 大数据管理与分析方法北京市重点实验室, 北京 100086)

## 论文摘要

- 利用用户的历史行为信息来个性化用户搜索已经被证实可以有效提高搜索排序的质量。目前的个性化搜索算法大多是根据用户的历史行为构建用户兴趣模型，得到用户搜索兴趣的表示，再计算其与候选文档的匹配分。
- 本文在底层使用了基于交互匹配的模型来对历史查询与候选文档做交互，从而将查询语句和文档在单词层面的匹配信号利用起来，得到更完整的交互信息。根据不同历史查询对当前查询匹配的贡献程度，本文引入了注意力机制，为每个基于用户搜索历史得到的底层匹配向量赋予权值。除此之外，本文运用卷积神经网络对历史匹配信号进行特征提取，得到用户的兴趣匹配向量，并根据这个向量计算候选文档的个性化匹配得分。
- 实验结果表明，对比现有的几种个性化搜索模型，本文提出的基于交互匹配的个性化搜索模型更加有效地提升了个性化重排序的质量。

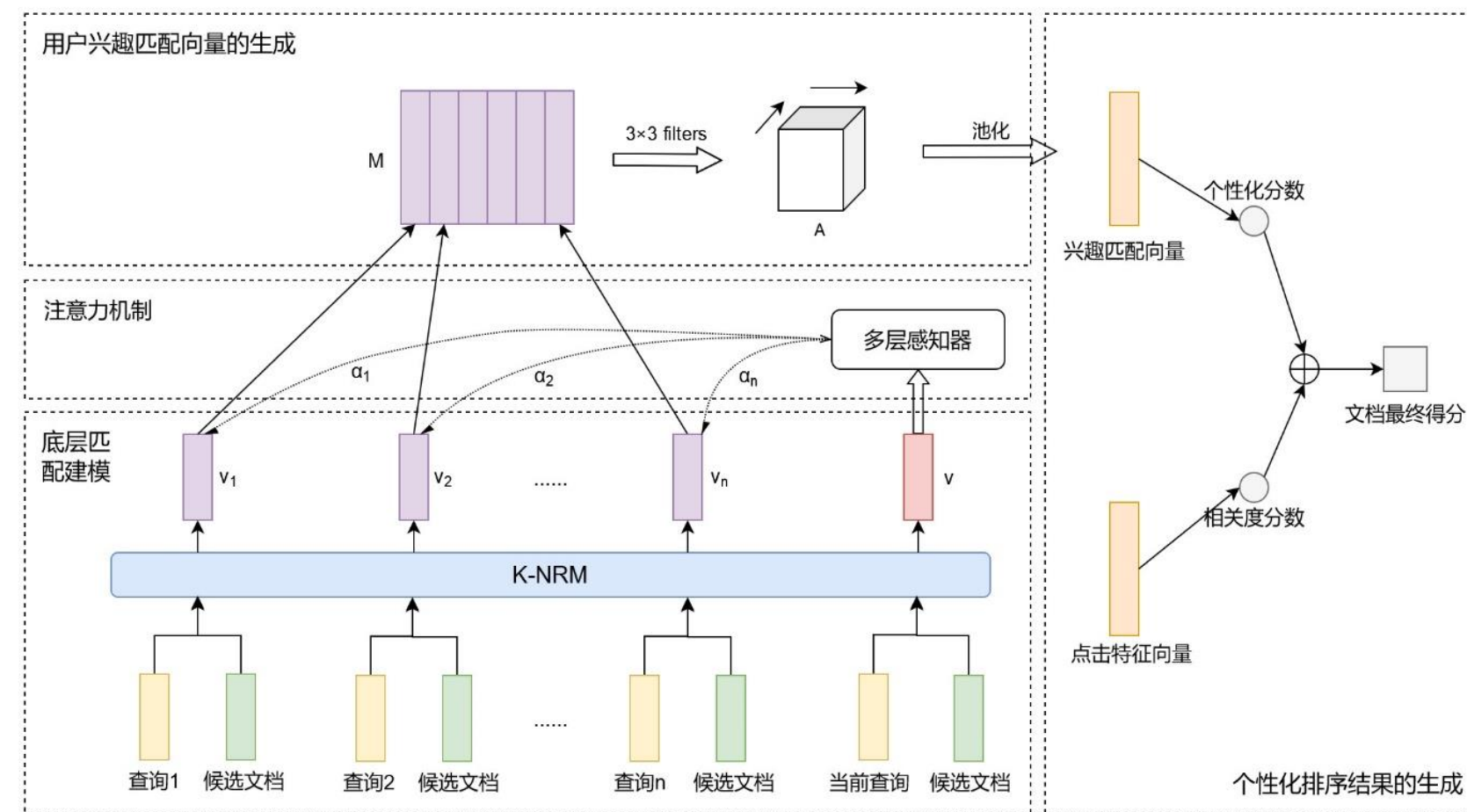
## 算法原理

- 现有的大部分个性化排序算法都是根据用户的历史行为，通过各种方式直接计算出用户的兴趣表示向量，再与候选文档的表示向量做交互得到个性化匹配分数。这种类型的方法是以文档整体为单位获取其与用户兴趣的匹配信号，更侧重对表示层的构建，尽可能充分地将待匹配的文档和用户兴趣转换为表示向量，再进行向量匹配。
- 在这种基于向量表示的方法下，排序结果的质量很大程度上依赖于向量构建模型的好坏，而构建向量的过程可能会忽略掉一些有用的信息，如查询与文档在单词层面的文本信息和交互信息，进而对个性化排序结果造成影响。
- 本文提出的算法引入了基于交互匹配的模型思想，与基于表示匹配的方法不同，本文模型不再将文本转换成唯一的一个整体表示向量，而是在单词层面将用户的历史查询与候选文档做交互，得到更完整的匹配信号，更大程度上保留二者之间的匹配信息。



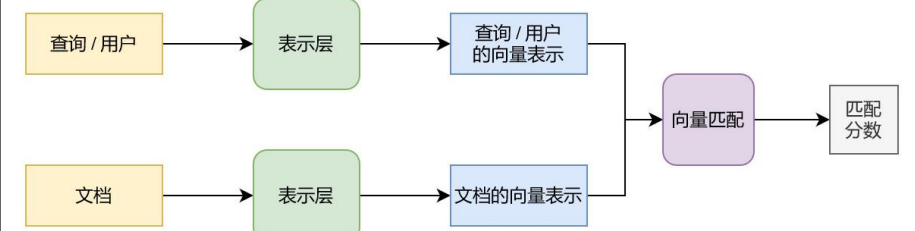
- 为了研究各种个性化搜索模型在不同点击熵的查询上的效果，本文将数据集中的用户搜索记录按照查询的模糊程度划分为高点击熵查询（点击熵 $\geq 1$ ）和低点击熵查询（点击熵 $< 1$ ）两类
- 个性化搜索算法在高点击熵查询上对性能的提升尤为显著，然而在低点击熵查询上优化效果不明显，甚至可能会降低排序结果的质量
- PTM模型在低点击熵查询上降低了排序的质量，验证了之前的猜测

## 系统模型

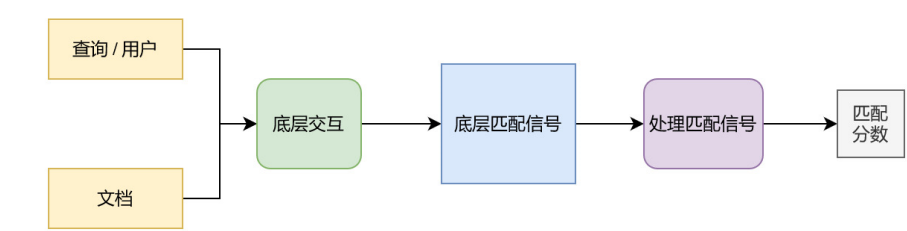


1. 用户搜索历史的底层匹配建模。利用用户的历史搜索信息建立底层匹配模型，将用户的历史查询和候选文档按词做交互，得到底层细致的匹配信号。
2. 注意力权值的计算。引入注意力机制，根据用户搜索历史中不同查询记录对当前查询的贡献度，对其对应的匹配信号做加权处理。
3. 用户兴趣匹配向量的生成。使用卷积神经网络对加权后的匹配信号进行特征提取，生成文档与用户兴趣的最终匹配向量。
4. 点击特征向量的生成。引入候选文档与当前查询之间的点击特征，包括点击次数、原始点击位置和点击熵，得到点击特征向量。
5. 个性化重排序。通过上面得到的兴趣匹配向量计算候选文档的个性化得分，通过点击特征向量计算其相关度得分，用二者之和作为最终的文档匹配分进行个性化重排。

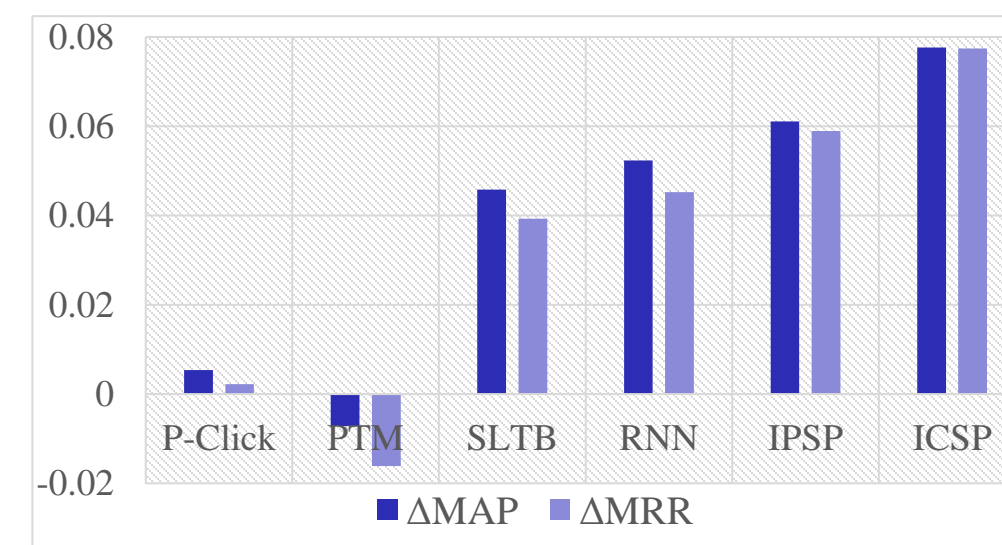
基于表示的匹配



基于交互的匹配



## 实验仿真



- ICSP（本文模型）在各项评测指标上的表现均优于其他模型
- ICSP（本文模型）结果优于IPSP（本文模型框架下去除CNN），说明了CNN的有效性
- ICSP（本文模型）结果优于RNN（一种基于表示匹配的深度学习模型），说明了基于交互匹配的有效性
- 针对实验结果猜测，PTM忽略了不同查询之间点击熵的差别，可能在某些点击熵较小的查询上应用了个性化重排，因此可能会降低排序结果的质量

## 论文结论

- 本文提出了基于交互匹配的个性化搜索算法，在底层利用基于交互匹配的K-NRM算法抓取用户的历史查询与候选文档在单词层面的细粒度匹配信号，与基于表示匹配的算法相比，能够获取更完整的交互信息。除此之外，本文引入了注意力机制，根据用户搜索历史中不同历史查询对当前匹配的贡献度对相应的匹配信号做加权处理，增加了有用信息对个性化重排的影响，减少了无关信息的影响。本文还利用卷积神经网络对底层匹配信号进行处理，能够将底层匹配向量之间的关系等信息利用起来。
- 实验证明，相比于以往的个性化搜索模型，本文提出的模型对文档进行重排序后，更有效地提高了排序结果的质量。