



PCC: 一个对单用户建模的个性化对话系统

郭宇^{2,3} 窦志成^{1,3} 文继荣^{3,4}

(1. 中国人民大学 高瓴人工智能学院, 北京 100086)

(2. 中国人民大学 信息学院, 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)

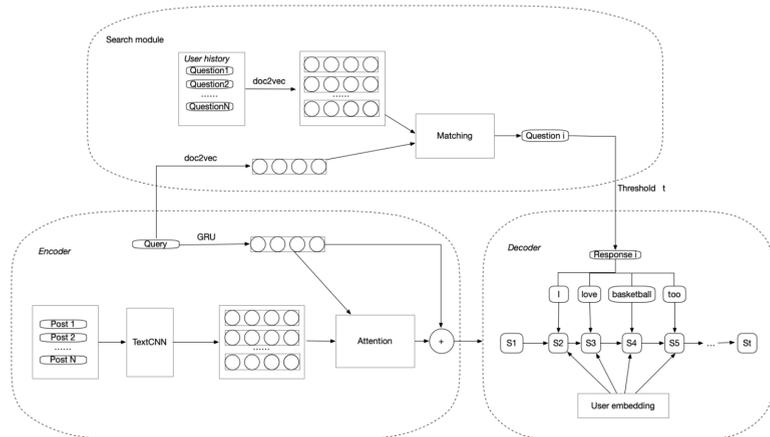
(4. 数据工程与知识工程重点实验室, 北京 100086)



论文摘要

对话系统是自然语言处理 (NLP) 领域中一个重要的下游任务, 并在近几年得到了越来越多的关注, 取得了很大的发展。然而尽管对话领域已经取得了许多优秀的成果, 现有的对话模型在拓展个性化方面依然有很大的局限性。为了使对话模型更符合人类的对话方式, 拥有更好的个性化建模能力, 该论文提出一种新的对单个用户建模的个性化模型PCC (a Personalized Chatbot with Convolution mechanism)。PCC在编码端, 通过文本卷积神经网络 (TextCNN) 处理用户历史回复帖子以得到用户兴趣信息, 在解码端, 使用相似度搜寻用户历史回答中与当前问题最为匹配的回复和用户ID一起指导生成。实验结果证明我们的模型在生成回复的准确性和多样性上都有较大的提升, 证明了历史回复信息在个性化建模方面的有效性。

系统模型



论文简介

本文在speaker模型的工作基础上进行拓展, 借鉴了检索式模型和多轮对话系统上下文编码的思想, 提出了一种使用搜索方法提供显性指导, 同时编码了用户历史信息的生成式对话模型PCC。

相比于speaker模型, PCC模型在seq2seq框架使用了搜索方法查找到的最匹配当前帖子的用户历史回复并输入解码端, 使模型可以根据用户之前回复类似问题的架构来组织当前回复, 给予模型显性指导。其次PCC模型在编码端通过编码用户历史回复帖子的方式, 给输出的语义向量加入了用户兴趣信息, 使得生成的回复可以附带用户的兴趣信息, 更符合当前用户的人格。

本模型分为三个模块, 模型图如上文所示。除了编码器模块和解码器模块, 我们还加入了搜索模块。搜索模块先通过doc2vec计算帖子和历史回复帖子的向量表示, 并通过相似度筛选出该用户对话历史中与给出问题最相似的问题, 找到其对应回答, 再通过一个阈值t确定是否将此回答作为解码端的指导, 以这种方式给予解码端显性信息。在编码端, 我们对用户回复的历史帖子信息进行编码, 因为用户回复的帖子包含了大量的用户兴趣信息。通过这些信息, 可以使编码段生成的隐藏层向量具有用户兴趣信息, 使生成的回复更有针对性。而实现方式上则借鉴了多轮对话系统的思想, 由于多轮对话的上下文有时序关系, 需要通过循环神经网络 (RNN) 附带时序信息, 但本篇工作中, 用户的历史发表帖子并无太多时序上的联系, 所以本文采用提取特征功能上更强的TextCNN进行编码。并通过注意力机制将这些特征信息加入到编码端。最后在解码端将speaker模型中的ID向量、编码端得到的附带用户特征的查询向量、搜索模块得到的显性指导向量结合, 最后通过注意力机制生成回复。实验结果证明我们的模型在生成回复的准确性和多样性方面都有一定程度的提升。

实验仿真

总的来说, 本文的贡献主要有两个。

- 提出了一种新的对用户和用户历史信息建模的个性化对话系统模型PCC模型。
- 证明了对单个用户建模时, 其历史回复对机器人回复生成准确性和多样性有明显作用。

算法原理

PCC模型一共有四个输入, 即当前待回复帖子x, 当前用户ID, 当前用户历史回复hr及其回复帖子hp。有一个输出, 即生成的回复y。该模型由三个部分组成, 搜索模块、编码模块和解码模块。搜索模块的目的是通过与检索模型类似的思想找出与当前帖子最相似的回复, 其输入为x, hr和hp, 输出为一个句子的词嵌入向量表示hr或空, 其由该句子的相似度与事先设置的值t的相对大小决定。编码模块的目的是编码帖子以及加入用户兴趣信息。而解码模块的目的则是使用利用用户兴趣信息, 用户说话风格信息, 用户相似回复信息以及当前输入句子信息进行进行解码, 并产生所需要的回复。其输入为ID向量, 搜索模块的输出, 编码模块的输出, 输出即为模型的输出y。其中, 输入搜索模块与编码模块的当前待回复帖子x在这两个模块中采用了不同的编码方式, 分别为doc2vec编码和GRU编码, 原因是在搜索模块中, 用户的历史回复帖子过多, 使用GRU编码会导致机器负担过大以及训练时间过长, 因此我们采用了doc2vec编码。在编码模块中, 我们还采用了TextCNN, 原因是其提取特征的能力更强, 且用户历史回复帖子之间的时序信息较弱, 整个模型可以表述为下述过程:

首先通过构建好的搜索模块在用户的对话历史中寻找与当前帖子最为匹配的回复作为生成端的显性指导向量hr。

$$\vec{hr} = \text{SearchModule}(x, hr, hp, t)$$

同时在模型的编码段, 对输入的帖子以及历史回复帖子进行编码得到帖子的语义信息和用户兴趣信息, 并通过注意力机制将两部分信息结合, 得到附带用户兴趣信息的语义向量q。

$$\vec{q} = \text{encoder}(x, hp)$$

最终在解码端, 将上述的显性指导信息以及附带用户兴趣信息的语义向量汇总, 并加入用户说话风格信息作为生成的隐形指导, 将其通过GRU神经网络解码。再通过注意力机制结合编码端的帖子信息, 并通过全连接层生成最终的回复。

$$y = \text{decoder}(\vec{hr}, \vec{q}, id)$$

接下来我们将具体介绍这三个模块的结构以及实施方式。

搜索模块: 我们在seq2seq框架外, 加入了一个类似检索模型的模块, 即搜索模块。其目的是搜寻出用户历史回复中较符合当前语境的回复, 其输入为当前帖子x, 用户历史回复帖子hp及其回答hr, 输出是该用户的最为相似的一个历史回复的词嵌入向量表示或为空, 取决于相似度的大小以及我们设置的阈值t。其思想是寻找用户历史回复中与当前帖子最相似的用户历史回复过的帖子, 则其回答可以作为生成的指导。其具体实施方式为首先通过doc2vec模型编码将用户历史回复过的帖子与当前帖子匹配, 找到最相似的用户回复过的问题, 将其相似度与阈值t比较, 如果高于阈值则将其当时的回复输入到解码端, 否则不输入。

编码模块: PCC模型的编码模块是对两部分信息进行建模, 第一部分为当前输入的帖子信息, 第二部分则是用户的兴趣信息。第一部分信息是通过当前输入的帖子进行GRU编码得到的。而第二部分信息则是通过对用户历史回复帖子的特征提取实现的。由于用户在参与对话时会更倾向于回复引起自己兴趣的帖子, 所以我们搜寻了用户历史回复的帖子, 并对其建模, 将其作为用户的兴趣信息。具体方式为先通过词嵌入将用户历史回复帖子转化为词向量, 再通过TextCNN将其特征压缩和提取。在得到这两部分信息之后, 我们通过注意力机制将两部分信息结合, 将其作为编码模块输出的语义向量, 并认为该语义向量附带用户兴趣信息。

解码模块: 解码模块的输入由三部分信息组成, 第一部分是编码模块的输出作为解码端的初始化隐藏层向量, 第二部分是搜索模块的输出作为生成的显性指导, 第三部分是用户ID向量作为生成的隐形指导。具体来说, 用户ID也输入到训练的数据中, 其可以看作另一个词嵌入。由于每个用户有多条不同的回复, 所以每一轮训练会存在多条用一用户ID但内容不同的数据, 所以用户ID会被训练多次, 其所代表的用户说话风格也会在一次次训练过程中逐渐变的清晰。为了使回答生成的效果更好, 解码模块加入了注意力机制。我们将编码端的帖子编码部分的GRU的输出向量与解码端的输出向量进行加权注意力, 得到的向量与解码端的输出向量再结合得到最终输出yt。

- 数据集: 本文实验部分所采用的数据集为PchatbotW, 其为2019年由中国人民大学释放的一个超大规模的中文对话语料库Pchatbot的子语料库, 数据来源于新浪微博。
- 评价指标: 在自动指标方面, 我们使用了BLEU-n, perplexity以及distinct-n, 前两者用于评测模型生成回复的准确性, distinct-n用于评测生成回复的多样性。同时也采用了人工评价的方案。
- Baseline: Seq2Seq-Attention模型 以及 speaker模型。

对比实验: 我们首先进行了对比试验, 结果如下表所示。

	ppl	BLEU-1	BLEU-2	BLEU-3	BLEU-4	Distinct-1	Distinct-2
Seq2seq	461.4978	4.7144	0.4955	0.0942	0.0397	1.6965	6.8880
Speaker	414.5269	5.9338	0.7904	0.2354	0.1149	2.1775	8.1060
PCC	392.2941	6.8529	1.0061	0.3121	0.1746	2.7253	9.7848

从表中可以看出PCC模型的BLEU达到了最高, perplexity指数达到最低, 证明相较于其他两个模型, 其生成回复的准确性较高。其次, 生成回复的distinct指数有了一定提高, 说明PCC模型在改善回答的多样性方面有一定提升。而Speaker模型相比于seq2seq在各指标提升相对明显, 说明用户ID在提升对话质量作用显著。

消融试验: 在证明PCC模型实验的优越结果之后, 我们还做了消融实验, 即去除模型中的一部分以证实另一部分的效果, 具体来说, 我们做了PCC去除搜索模块 (称为PCC-R) 和PCC去除用户历史发表帖子信息 (称为PCC-P) 的实验, 其实验结果如下表所示。

	ppl	BLEU-1	BLEU-2	BLEU-3	BLEU-4	Distinct-1	Distinct-2
PCC-R	403.7840	6.1294	0.9091	0.2777	0.1413	2.7061	9.3527
PCC-P	399.9338	6.4326	0.9543	0.2981	0.1623	2.3374	8.7035
PCC	392.2941	6.8529	1.0061	0.3121	0.1746	2.7253	9.7848
Speaker	414.5269	5.9338	0.7904	0.2354	0.1149	2.1775	8.1060

可以看到, 两个消融实验模型的实验效果都有不同程度的降低, 而去除检索模块使准确度指标 (BLEU) 下降的幅度较大, 而去除历史发表帖子信息使多样性指标 (distinct) 下降的幅度较大, 说明模型的这两个部分分别在准确性和多样性上起更大作用。而两者相比较于speaker模型在各指标上仍然有一定程度的是提升, 说明搜索模块和帖子编码模块对于改善回复质量都有一定程度的帮助。

论文结论

在这篇文章里, 我们介绍了一种对用户历史信息建模以构建对话机器人的模型。其在speaker模型的基础上, 延续了seq2seq框架, 在外部加入了搜索模块搜索相似回答作为显性指导, 并通过历史发表帖子编码了用户历史特征信息。此外, 本文通过实验结果证明了搜索模块在提升回复的准确性上有较大作用, 用户历史回复帖子编码的信息在提升回复的多样性上有较大作用, 也证明了用户ID向量空间对对话质量的提升效果。



西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY