基于神经网络的 QA 客服机器人设计文档

介绍

QA 客服机器人预先把问题和答案准备好存放在数据库或者内存中,如下表1所示。当用户询问时,在问题列表中搜索和用户语句最相似的那个问题,并取出其对应的答案返回给用户。

问题索引	问题	答案索引	答案
1	有什么保险	1	最近有个分红险优惠销售
1	有什么好的保险推荐	1	最近有个分红险优惠销售
1	帮我推荐一个保险	1	最近有个分红险优惠销售
1	有啥好的保险不	1	最近有个分红险优惠销售
2	理财保险怎么返现	2	保险到期,请联系客户经理办理返现
2	理财保险怎么返钱	2	保险到期,请联系客户经理办理返现
2	理财型保险怎么返还	2	保险到期,请联系客户经理办理返现
2	如何返还理财型保险	2	保险到期,请联系客户经理办理返现
2	请问理财型保险怎么拿到钱	2	保险到期,请联系客户经理办理返现
•••	•••	•••	
X	怎么查账户	X	请先安装 app
X	如何查询账户	X	请先安装 app
X	账户怎么查	Х	请先安装 app
Х	我要查账户	X	请先安装 app
X	app 查账户如何操作	X	请先安装 app

表 1 问题列表

现有的问题检索方案有关键字匹配的、基于规则的模型、基于统计的模型、基于神经网络的模型等。

基于关键字匹配: 正则匹配

基于规则模型:构建语法树、正则匹配、词典匹配等。

基于统计模型: TF-IDF(SOLR)、SVM等。

基于神经网络的模型有: textCNN、textRNN等。

基于关键字、语法树以及词频权重的方式简单速度快,但是面对复杂的问题时,效果不理想,特别是用户用户问的问题超出预先准备的问题列表时,常常匹配不上,或者搜索不到最佳答案。基于神经网络的问题检索方案,由于提取了句子的更高维空间的特征,在泛化性能上比其他方案更优,结合知识图谱能达到理解更复杂的问题。

基于神经网络的 QA 模型通常有 2 种方案:

- 1. 基于分类模型的 QA
- 2. 基于距离向量的 QA

方案 1, 基于分类模型的 QA



图1 基于分类模型的QA

有多少个问题就有多少个分类类别,预先用所有问题来训练模型,推理的时候用户的话经过模型的推理,得到一个问题索引,用索引到表1中取出相应的答案回复给用户。

优点:

网络简单, 计算量少

缺点:

用户问了不相关的问题,比如关于保险的 QA,用户说了完全不想管的问题,如"昨天在哪里玩的",模型推理出来的置信度比较低,但是还是会有一个最接近的答案,什么时候该说听不懂,不太好判断。在这个模型解决这个问题的方案是增加集外类别,比如专门增加几个类别,准备一些不相关的问题或者话题,让神经网络学习出来,不相关的问题应该被识别成集外类别。

方案 2, 基于距离向量的 QA

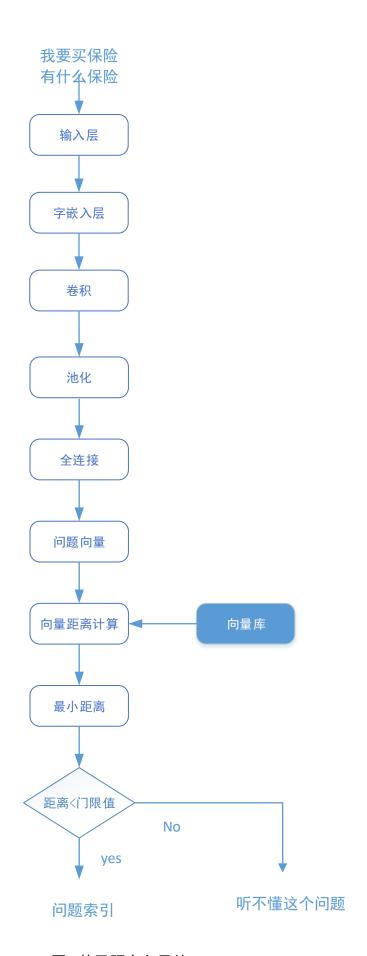


图2基于距离向量的QA

预先用所有的类别的问题训练模型,并且把每一类问题的向量结果保存起来,同时计算出来一个最佳门限值,也就是说这个门限值使得正负测试样本的错误率最低。推理的时候每一句话得到一个高维向量,与预先保存的多个向量计算距离,通常是计算夹角余弦或者欧式距离,得到距离最近的一类问题就是结果,还需要把距离与门限值比较,小与门限值则认为用户这句话就是问的这个问题,否则认为用户说的话和预先设置的问题不相关,就可以提醒用户说"听不懂"。

优点:

由于存在向量距离门限值,不相关的问题容易辨别,F1 值相对比较高。

缺点:

每一句话都会得到一个高维向量,用这个向量去和预先存储的每一类问题的向量分别计算距离,计算量大,特别是问题比较多的时候。

架构图

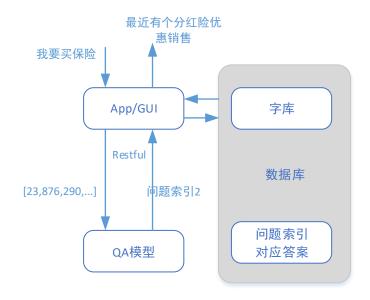


图3 QA模块图

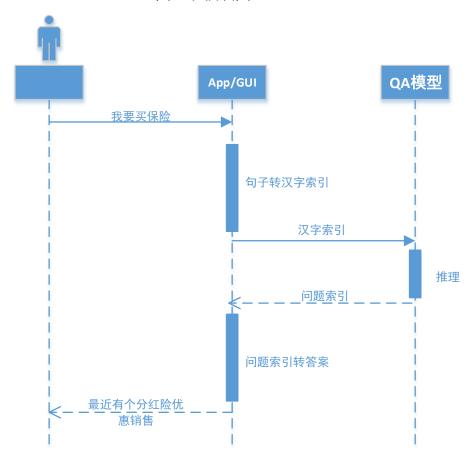


图4 QA时序图

App & QA 模型接口

本接口基于方案 2 来实现, QA 模型部署以后提供 restful 访问接口。模型给预先给 APP 提供字表,也就是汉字对应的索引数字。

Request:

Key	Туре	direction
instances	array of int array	App to QA 模型

Example:

Response:

Key	Туре	direction
Predictions	array of float array	QA 模型 to App

Example:

{

```
"predictions": [[0.38514185, 0.932220161, 0.920711517, -
0.156795338, -0.739072442, 1.75596642, -1.15974283,
0.386593521, 0.847169578, 0.526718438, 0.0194466412, -
0.726047158, 0.578923821, 0.112328663, -0.419979334, -
0.709555447, -0.278079867, -0.983806729, 0.320211589, 2.13562,
1.84979129, -1.14299417, 0.00881429, -1.34647381, 0.130547956,
```

```
0.566979825, 1.29253197, -0.712399662, -0.185243726, -
0.593760073, -2.36593795, -1.11128056]]
```

字表文件内容如下,每一行一个字,行号对应着索引号,app 收到用户的句子,通过字表把句子中的每一个汉字转成其对应的行号。

1174 炊 1175 捶 1176 锤 1177 垂 1178 春 1179 椿 1180 醇 1181 唇 1182 淳 1183 纯 1184 1185 戳 1186 绰 1187 疵 1188 茨 1189 磁 1190 雌 1191 辞 1192 慈

寻找向量距离最近的类别

}

模型预先算出每一个问题类别的均值向量,保存在文件中提供给 app,内容如下:

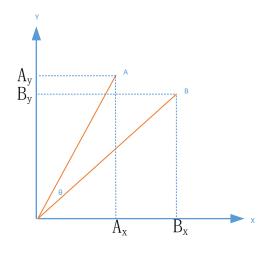
-3.666935645801680191e-01 -3.506616822310856287e-03 -5.664267880575997172e-01 4.223741271666118235e-01 -8.949425488710402998e-01 9.281406259536743031e-01 -1.555373680591583208e+00 -6.719974660873413441e-01 -1.679125252085695630e+00 -3.209213012965714262e-02 -9.627445263314330370e-01 1.171048223349275552e-01 -6.743744838237762940e-01 -1.482074394226074121e+00 -4.476945668458938432e-02 4.024871215224266052e-01 -1.155492178031376493e+00 -7.498005759857949426e-02 4.134363383054733276e-01 1.333914197626568043e+00 -2.707378019709879569e-01 -5.212634222225591696e-01 2.072520209240999445e-01 2.015067049312247338e+00 4 2.635037560911872578e-01 4.219449626494057304e-01 -4.484879631030408431e-02 -1.221977126749256071e+00 1 1.595812987237080982e+00 -4.831360004244059647e-01 -4.459530044972461749e-01 -1.073607237234602829e+00 8.799381769077287974e-01 6.208483041994247165e-01 9.385058811317337213e-01 -2.871544447951407952e-01 -2 -2.974965183685223113e-01 1.920768086488048310e-01 -4.157599630455175999e-01 3.931509931882222753e-01 -2.002570852637290955e+00 8.059590384364128113e-01 -8.510531261563301086e-01 -1.596212773583829403e-01 -2.349599332430580764e-02 8.135021785812311668e-02 2.82176126525456568e-01 -8.565553235980289748e-01 1 2.269434026696465212e+00 6.407090865752913533e-01 2.459588133814659960e-01 5.274537795815955610e-01 -8.5228276422728180885e-01 9.255116380423307419e-01 -7.707348559051752090e-02 -4.874628614634275436e-01 -

每一行代表一个问题的向量,行号代表问题索引, n 个问题得到 N 个向量, V_1, V_2, \dots, V_n , QA 模型推理返回的是当前用户问题对应的向量 V_i ,分别计算 V_i 和 V_1, V_2, \dots, V_n 之间的距离,找出距最小的向量的索引号,其对应的问题即用户期望询问的问题,找出该问题对应的答案返回给用户。

QA 模型预先提供一个门限值,如果得到的最小距离小于这个门限则认为问题搜索正常,如果距离值大于门限值,则认为用户问的问题在问题集中找不到,可以反馈用户换个问题或者听不懂。

假设 2 维的 2 个向量 A 和 B, 计算它们的向量距离, 本方案使用夹角余弦。

A和B的夹角余弦:



$$\cos(\theta) = \frac{A_x B_x + A_y B_y}{\sqrt{A_x^2 + A_y^2} * \sqrt{B_x^2 + B_y^2}}$$

如果 A 和 B 是多维向量的夹角余弦值为:

$$\cos(\theta) = \frac{\sum_{i=1}^{n} A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} A_i^2} * \sqrt{\sum_{i=1}^{n} B_i^2}}$$

计算距离的例子代码



