

摘要

医疗服务质量关乎患者安全和医患关系，当前，我国医疗服务仍存在医疗资源分配不平衡、医院导诊不足和群众看病排长队等问题。随着信息技术的发展，线上预约挂号和医疗社区问答等网络医疗服务方式的出现大大减轻了医院诊疗压力，使我国医疗资源分配不均问题逐步得到缓解。为了进一步解决医疗服务系统中挂号难和问诊回复不及时等问题，利用人工智能技术实现门诊分流和病理知识问答是解决该问题的重要途径，本文从医疗文本分析入手，基于深度学习，提出了文本分类和问答匹配两方面的问题。主要工作如下：

(1) 提出一种融合卷积与 BiGRU 的双通道医疗文本分类模型 Dual-CGA

医疗文本分类是一项通过提取医疗文本特征将文本进行预测分类的任务。在现有深度学习文本分类的常用模型中，仍存在文本特征提取不充分和分类准确率不高等问题。为此，本文提出了 Dual-CGA 模型，该模型采用两种方式对输入文本进行特征提取：首先利用多尺度卷积和前馈神经网络提取文本中不同长度短语特征，同时利用 BiGRU 网络和注意力机制从全局角度提取文本特征，然后融合得到最终的输入文本表示并进行文本分类。本文在两个中文医疗公开数据集上进行模型训练和测试，实验结果表明，Dual-CGA 在准确率、召回率和 F1 分数等方面优于基线模型，具有更好的性能。

(2) 提出并研发一种基于文本交互的医疗问答匹配模型 KCA

医疗问答匹配是探究问句和答句之间匹配度的问题，该问题的核心一方面是对问句文本和答句文本自身特征的提取，另一方面是关注问句和答句之间的相互关系。传统的问答匹配模型常常只关注其中一方面问题：CNN 和 RNN 在 NLP 领域的兴起使人们专注于对文本自身特征的挖掘，基于注意力机制的 Transformer 模型的出现又使得文本交互成为了主流，然而对于问答匹配研究，文本自身特征和文本交互特征同样重要。基于此，本文提出了 KCA 模型。该模型通过深度学习网络提取问答句自身的特征，并通过交互注意力机制兼顾文本间的关联特征，此外模型借助知识图谱技术引入外部知识，丰富了文本的特征表示。通过对实验结果进行分析，KCA 能够提取到文本更丰富的特征，有效的提高了问答匹配的准确率。

(3) 构建在线医疗服务系统原型

基于对文本分类和问答匹配两方面问题的研究，本文设计实现了在线医疗服务系

统原型，该系统有效解决了患者挂号科室选择困难和网络医疗问诊回复不及时等问题。相较于普通的医疗问答系统，本系统将 Dual-CGA 和 KCA 模型应用其中，使结果反馈更及时可靠，能够为患者提供更好的医疗服务，减少医院医疗资源的浪费。

关键词：双道通，注意力机制，文本交互，文本分类，问答匹配

目 录

摘要.....	I
ABSTRACT.....	III
1 绪论	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 文本分类.....	2
1.2.2 文本匹配.....	3
1.3 本文贡献.....	4
1.4 本文组织结构.....	5
1.5 本章小结.....	6
2 相关理论与技术	7
2.1 词向量.....	7
2.2 深度学习模型介绍.....	8
2.2.1 卷积神经网络.....	8
2.2.2 循环神经网络.....	9
2.3 注意力机制.....	13
2.3.1 自注意力机制.....	14
2.3.2 多头自注意力机制.....	15
2.4 知识图谱.....	15
2.4.1 知识图谱简介.....	16
2.4.2 知识图谱结构.....	16
2.4.3 知识图谱构建过程.....	17
2.5 本章小结.....	17
3 融合卷积与 BiGRU 的双通道医疗文本分类模型	19
3.1 模型概述.....	19
3.2 文本嵌入层.....	20
3.3 多维度卷积通道.....	21
3.3.1 多维度卷积层.....	21
3.3.2 FeedForward 层.....	22
3.3.3 特征融合.....	23
3.4 双向 BiGRU 通道.....	24
3.4.1 双向 GRU 层.....	24
3.4.2 注意力机制层.....	25
3.5 分类输出层.....	25
3.6 实验设计与结果分析.....	26
3.6.1 数据集.....	26
3.6.2 实验设置.....	28
3.6.3 评价指标.....	29
3.6.4 对比模型实验结果分析.....	29

3.6.5 消融实验结果分析	32
3.7 本章小结	34
4 基于文本交互的医疗问答匹配模型	35
4.1 模型概述	35
4.2 引入外部知识	36
4.3 多维度卷积编码器	38
4.3.1 多维度卷积层	38
4.3.2 残差连接	38
4.3.3 交互 1 层	39
4.3.4 融合层	40
4.4 多头注意力编码器	40
4.5 预测输出层	41
4.6 实验设计与结果分析	42
4.6.1 数据集	42
4.6.2 实验设置	44
4.6.3 对比模型实验结果分析	44
4.6.4 消融实验结果分析	46
4.7 本章小结	47
5 在线医疗服务系统的设计与实现	49
5.1 开发环境	49
5.2 需求分析	49
5.2.1 功能性需求	50
5.2.2 非功能性需求	50
5.3 系统设计	51
5.3.1 系统整体设计	51
5.3.2 登录/注册模块	52
5.3.3 科室咨询模块	53
5.3.4 在线问答模块	54
5.3.5 科室详情模块	55
5.4 本章小结	55
6 总结与展望	57
6.1 总结	57
6.2 展望	57
参考文献	59
致 谢	64
攻读学位期间的科研成果	66

1 绪论

1.1 研究背景及意义

随着经济社会的发展和人民生活水平的提高，人们越来越关注健康。近年来，以数据为中心的互联网技术飞速发展，尤其是在医疗健康领域。例如，自动挂号、挂号预约等信息化医疗服务的出现，人们不再需要排长队等待挂号，为人们节省了大量的时间；网络医疗社区和在线问诊实现了患者与医生线上无障碍交流。即便如此，对于去医院看病就医，不少人依然有许多问题。很多人不清楚应该去哪个科室看病，也不知道要挂哪个科室的号。医疗文本分类可以根据患者的描述文本，提取特征，并按照预先设定的科室类别将文本进行自动分类。帮助患者判断正确的挂号科室，同时减少医院挂号错误率，降低科室间转诊率，节约患者时间和避免医院医疗资源的浪费。另外网络医疗问诊存在回复不及时、回复内容不够专业和医生态度差等问题，无法满足患者的看病需求。医疗问答匹配可以为患者提供关于自己问题的正确答案，实时快速的答复患者，能够大大提升患者的问诊咨询体验，提高患者的就医看病效率。

文本分类，也称为自动文本分类，是根据文本内容对其进行类别判别的技术。文本分类是自然语言处理领域经典的应用场景。近年来，机器学习和深度学习方法在精准医学领域得到广泛的应用。例如，El-Sappagh 等人^[1]提出了一种针对阿尔茨海默病的新型集成学习框架，Ali 等人^[2]使用堆叠技术将异质基学习器纳入集成模型，提出了一种使用集成深度学习和特征融合方法预测心脏病的智能医疗系统。Alfian 等人^[3]利用基于 BLE 的传感器设备和实时数据，并使用机器学习算法帮助糖尿病患者更好地管理他们的慢性病。医疗文本分类是文本分类在医疗健康领域技术，相较于开放领域的文本，医疗文本数据具有专业知识丰富、语义理解难度高和涉及专业背景等特点，这使得医疗文本分类任务需要设计更有效的神经网络来提取文本特征，因此，医疗领域的文本分类任务更具有挑战性，有更高的研究价值。

文本匹配是自然语言处理领域另一个重要的研究任务，同样具有广泛应用，如信息检索^[4]、机器翻译^[5]、自动问答^[6]等，这些任务本质上都可以理解为特殊的文本匹配问题。例如，网页信息检索是用户搜索文本与网页内容的相关性匹配问题，机器翻译是一种语言文本与另一种其他语言文本的匹配问题，自动问答是候选答案与对应问题

的匹配问题。传统的文本匹配技术主要包括 BoW^[7,8]、VSM^[9]、TF-IDF^[10]、BM2^[11]和 SimHash^[12]等算法，这些算法只考虑到匹配文本词汇层面的相似度问题，忽略了文本语义信息的匹配。随着深度学习在计算机视觉和模式识别等领域的成功探索和应用，近年来，使用深度学习技术解决文本匹配问题受到越来越多人的关注。医疗问答匹配是文本匹配在中文专业医疗领域的问答句匹配任务，该任务比普通文本匹配难度更高，同时可以用于帮助患者辅助医疗诊断，有较高的研究价值。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 文本分类

文本分类作为自然语言处理领域基础的研究问题之一，国内外学者对文本分类相关技术进行了深入的研究，并提出了大量有效的模型和算法。根据实现方法的不同，将文本分类主要分成传统机器学习实现的文本分类和深度学习实现的文本分类。传统机器学习的文本分类通常依赖于人工设计的特征，如字典、n-gram^[13]、TF-IDF、词袋和 LDA^[14]等，该方法的主要问题是文本表示维度高且数据稀疏，特征表达能力弱，人工设计的特征较为单一，文本分类效果较差，同时特征设计需要消耗大量人力和时间成本。基于神经网络的文本分类模型，以词向量作为模型输入，通过 CNN^[15,16]、RNN^[17]和注意力机制^[18,19]等网络结构自动的提取文本特征，并进行文本分类预测。

Kim 等人^[20]提出了 TextCNN 模型，这是卷积神经网络最早用于文本分类任务的模型。Lai 等人^[21]提出 RCNN 模型，将双向 RNN 和最大池化操作相结合，弥补了单向 RNN 只考虑过去时刻信息的不足，通过最大池化关注文本的最重要信息，从而取得优异的分类效果。Liu 等人^[22]提出了一个基于 RNN 的多任务结构，相比于单任务，多任务可以提升模型的识别效果。但是原始 RNN 网络的循环机制过于简单，在反向传播梯度计算时容易出现梯度消失和梯度爆炸等问题。LSTM^[23]和 GRU^[24]等改进的 RNN 模型在一定程度上缓解了梯度消失和梯度爆炸的问题。因此，LSTM 和 GRU 逐渐取代 RNN 网络用于时序文本数据语义特征的提取。任勉等人^[25]提出了一种 BiLSTM 网络模型，通过双向传播机制获取文本中上下文信息，并结合栈式自编码深度神经网络作为分类器进行文本情感分类，取得了良好的模型分类效果。Zeghdaoui 等人^[26]提出了一种结合 CNN 和 LSTM 的医学文本分类模型即 CNN-LSTM，并使用由 FastText^[27]训练得到的词向量作为模型输入。袁和金等人^[28]提出了一种基于多通道卷积与 BiGRU 网络的情感分析模型，模型先通过多通道卷积神经网络对文本进行特征提取，然后将提取后的特征

送入 BiGRU 网络，再结合注意力机制得到综合的文本特征并进行情感分类。Zhang 等人^[29]针对文章级文本分类提出了一种层级结构，分别作为词级编码器和句子级编码器，每个编码器均由 BiGRU 网络和注意力机制组成，模型效果远超 LSTM 和 CNN 等模型。Cheng 等人^[30]提出了一种将 CNN 和 BiGRU 与注意力机制想结合的多通道模型 MC-AttCNN-AttBiGRU，结合 CNN 提取文本局部特征和双向 GRU 提取上下文语义特征的优点，提高了模型的文本特征提取能力。

1.2.2 文本匹配

文本匹配是自然语言处理领域另一个基础任务，本文主要研究从包含多个答案的文本中找出正确的文本，也即问答匹配。问答匹配技术的关键是探究文本的自身特征和文本之间的匹配关系特征。早期的问答匹配研究主要依赖人工设计的特征，如 TF-IDF、BM25 和词法等，并使用传统机器学习模型如逻辑回归（Logic Regression, LR）、支持向量积（Support Vector Machine, SVM）^[31]梯度提升树（Gradient Boosting Decision Tree, GBDT）^[32,33]和随机森林等进行模型的训练，这些研究模型普遍缺少对文本的特征学习能力，模型泛化能力和整体性能均比较一般。BM25 算法通过网页文本对查询文本的覆盖程度来计算两个文本的匹配得分，并以此表征其匹配度高低。Cedeño 等人^[34]利用线程的不同评论之间的依赖关系来选择给定问题的最佳答案，通过设计全局查看线程的特定功能和应用结构预测模型两种方法对依赖关系进行建模。Jain 等人^[35]提出了医学领域问答系统的体系结构，并探究基于规则的问题处理和答案检索方法。Yin 等人^[36]设计了一种层次聚类方法，该方法通过计算不同问题和答案之间的相似度来对它们进行分组，并基于答案排名方法得到问题答案。王振振等人^[37]利用一种主题模型 LDA（Latent Dirichlet Allocation）为语料库进行建模，挖掘文本内不同主题词之间的关系，并计算文本间相似度。Wang 等人^[38]提出了基于规则方法和基于统计方法两种关系提取和评分方法，两种方法分别再检测精读和知识覆盖方面表现优秀。

近年来，随着深度学习技术的快速发展特别是注意力机制在自然处理领域的成功应用，使深度学习技术成为处理文本领域问题的首要方法。Huang 等人^[39]提出了基于深度网络的语义模型（Deep Structured Semantic Models, DSSM），将 query 和 doc 映射到共同维度的语义空间中，通过最大化 query 和 doc 语义向量之间的余弦相似度，训练得到隐含语义模型，达到检索的目的。Shen 等人^[40]针对 DSSM 容易丢失上下文信息的缺点，提出了一种基于卷积的文本语义模型 CNN-DSSM 即 CLSM。Hamid 等人^[41]结合

LSTM 提出了 LSTM-DSSM 模型，用于解决 CLSM 无法捕捉较远距离上下文依赖的缺点。Paul 等人^[42]将字符级的 BiLSTM 与孪生网络相结合提出了 SiameseLSTM 模型。Yin 等人^[43]将卷积和注意力机制相结合提出了 ABCNN 模型，用于对一对句子进行建模，并提出三种注意力方案将句子之间的相互影响整合到 CNN 中。Chen 等人^[44]提出了一种增强 LSTM 文本匹配模型 ESIM 用于自然语言推理，模型整体使用 BiLSTM 和注意力机制结构提取语句内部特征，最后将两个语句特征拼接并用于模型分类预测，其中使用类似注意力的结构构建两个句子之间的关系特征。Yang 等人^[45]提出了一种简单、有效的神经网络结构 RE2 用于通用文本匹配，模型基于三个关键特征用于序列间对齐：原始逐点特征、先前对齐特征和上下文特征。Transformer^[46]模型的出现给自然语言处理领域带来了翻天覆地的变化，它摆脱了 NLP 任务长久以来对 CNN 和 RNN 等模型的依赖，使用自注意力机制对文本进行建模，大大提高了模型的训练速度，让大型数据集和长文本的训练更容易，之后出现的 BERT^[47]模型和众多基于 BERT 模型的改进模型更是把它推上了另一个高度。Miao 等人^[48]在 BERT 的基础上，使用关键字注意转换器突出关键字在查询-问题对中的重要性，进一步提升了模型的性能。Zhang 等人^[49]使用 BERT 融合字符嵌入、词嵌入等多种简单的上下文语义信息实现文本匹配，提出了语义感知 BERT 模型 (SemBERT)。

1.3 本文贡献

本文基于中文医疗文本数据对文本分类和问答匹配两方面问题进行研究。在文本分类方面，针对现有深度学习文本分类的常用模型中，仍存在对文本的局部短语特征和全局语义特征提取不充分和未能有效融合，导致文本分类准确率低的问题，提出一种融合卷积与 BiGRU 的双通道医疗文本分类模型 Dual-CGA；在问答匹配方面，为了兼顾问答句自身特征和交互特征，设计一种基于文本交互的医疗问答匹配模型 KCA，模型能够提取到文本更丰富特征，有效提高了医疗文本问答匹配的准确率。本文的主要工作如下：

(1) 提出一种融合卷积与 BiGRU 的双通道医疗文本分类模型 Dual-CGA

Dual-CGA 模型使用卷积神经网络和 BiGRU 网络组合成双通道网络，分别提取文本的局部特征和全局特征，其中使用多个不同大小卷积核提取不同粒度的中文文本特征和中文医疗术语特征，通过双向 GRU 网络与注意力机制网络相结合的方法提取包含文本顺序特征的全局文本特征，注意力机制能有效突出重要词的权重，对文本表示和

文本分类起到很好的效果。

(2) 提出一种基于外部知识与交互的医疗问答匹配模型 KCA

该网络模型既能够提取到文本自身的特征，又可以提取到问句答句两文本间的关系特征。同时设计了引入外部知识模块，借助知识图谱，将与问句和对应的答句均可能相关的词添加到问句文本中，从而使问句文本更加丰富，也使问句文本和对应的答句文本关联性更强。另外该网络在对问句和答句单个文本进行特征提取的时候，同样融合两个通道的网络，分别是多维度卷积神经网络和多头注意力机制网络，两个通道同样兼顾了文本的局部特征和全局特征的提取，使得特征提取更加充分。最后，该网络通过交互注意力机制，提取问答句两文本间的关系特征。

(3) 一个在线医疗服务系统原型

该系统以本文关于文本分类和文本问答的研究成果为支撑，实现以分诊和问诊两个模块为核心的在线医疗服务平台系统。在系统中，患者可以使用分诊功能方便快捷的知道自己所需要选择挂号的科室类别，可以使用问诊功能向系统提问有关医疗疾病相关的问题并得到实时的回复。该系统有助于提升医疗机构的服务质量和患者的就医体验。

1.4 本文组织结构

本文结构如下：

第1章：绪论。介绍医疗文本分类和问答匹配的研究意义和背景，并结合国内外对这两个问题研究所采用的模型方法，阐述当前的研究现状，最后引出本文的主要研究内容。

第2章：相关的理论与技术。对论文涉及的相关技术和理论进行简述，主要包括词向量、卷积神经网络和循环神经网络等深度学习模型、注意力机制和知识图谱等。

第3章：融合卷积与 BiGRU 的双通道医疗文本分类模型。提出了一种适用于中文医疗文本的文本分类模型，该模型使用多个不同大小卷积核的卷积神经网络提取文本局部特征，使用双向 GRU 网络结合注意力机制提取文本全局特征，并将两者融合到一起进行文本分类。本章对模型的各层进行详细的介绍，并通过实验验证了模型算法的有效性。

第4章：基于文本交互的医疗问答匹配模型。首先介绍该模型的整体架构，然后分别对模型的各个模块细节进行详细描述，最后通过实验进行对比分析。

第 5 章：在线医疗服务系统的设计与实现。首先介绍系统的开发环境，然后分别对系统的功能性需求和非功能性需求进行分析，最后对在线医疗服务系统进行页面展示和功能介绍。

第 6 章：总结与展望。总结本论文的研究成果，并对未来的研究方向进行分析展望。

1.5 本章小结

本章首先介绍了医疗文本分类和问答匹配研究的背景和意义，紧接着对这两方面问题的国内外研究现状进行阐述，最后对本文的主要工作和组织结构进行概括。

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：<https://d.book118.com/386040124150011005>