

医疗健康领域问题分类探析*

王娟 侯丽

(中国医学科学院/北京协和医学院医学信息研究所 北京 100020)

[摘要] 目的/意义 梳理分析医疗健康领域问题分类发展现状, 为提升医学问答系统性能提供思路。方法/过程 基于医疗健康领域问题分类相关文献资料, 梳理现有分类体系、数据集、深度学习方法、评价标准和应用情况, 分析未来医疗健康问题分类研究改进方向和核心科学问题。结果/结论 医疗健康问题分类有助于更好地理解问题, 提高医疗健康领域问答系统性能, 提供更高效的医疗服务。

[关键词] 问题分类; 问答系统; 医疗健康

[中图分类号] R-058 **[文献标识码]** A **[DOI]** 10.3969/j.issn.1673-6036.2023.12.004

Analysis on the Classification of Problems in the Medical and Health Field

WANG Juan, HOU Li

Institute of Medical Information, Chinese Academy of Medical Sciences & Peking Union Medical College, Beijing 100020, China

[Abstract] **Purpose/Significance** To sort out and analyze the development status of problem classification in the medical and health field, and provide ideas for improving the performance of medical question answering systems. **Method/Process** By synthesizing relevant literatures in the field of medical and healthcare problem classification, the study summarizes existing classification systems, datasets, deep learning methods, evaluation criteria and applications. It also analyzes future research directions and core scientific issues in the domain of medical and healthcare problem classification. **Result/Conclusion** Healthcare problem classification is instrumental in enhancing the understanding of issues, improving system performance, and delivering more efficient healthcare services. It holds significant importance for question - answering systems and services in the medical and healthcare domain.

[Keywords] problem classification; question answering system; medical health

1 引言

问题分类在医疗健康领域问答系统中扮演重

要角色, 是问题处理模块的基础任务之一。有效的问题分类方法可以显著提高问答系统整体效率^[1]。问题分类可被视为一种特殊的文本分类任务, 其中问句通常较短, 包含词汇和文本信息有限, 因此不能直接应用通用文本分类方法。早期问题分类主要包括基于规则和模板的分类方法^[2-3], 需要大量人工投入, 难以更新和维护, 且可移植性较差。随着科技发展, 基于机器学习和深度学习技术的问题分类方法逐渐占据主导地位, 效果显著提升^[4-5]。医疗健康问题分类能够

[修回日期] 2023-10-27

[作者简介] 王娟, 研究实习员, 发表论文 2 篇; 通信作者: 侯丽, 博士, 研究员。

[基金项目] 中国医学科学院医学与健康科技创新工程项目(项目编号: 2021-I2M-1-001); 医学融合出版知识技术重点实验室。

提升问答系统回答质量、效率,帮助系统准确理解问题,快速定位知识,提供更好的医疗健康指导。

医疗健康问题分类系统的基本原理是建立标准分类体系,应用机器学习和自然语言处理技术训练模型以理解医学知识,并将用户问题转化为机器可理解的形式,分类到相似特征和类别的子集群,以确定其所属类别。通过梳理医疗健康领域问题分类的相关文献资料,可以系统地了解目前医疗健康领域问题分类的研究现状,为医学问答系统提供宝贵的参考。深入分析深度学习在医疗领域的应用前景,有助于揭示该领域的技术趋势和潜在挑战,具有重要的科学和实际意义。本研究通过分析未来医疗健康问题分类研究的改进方向和核心科学问题,以促进医疗信息处理和医学问答系统的不断发展,为医疗健康领域的科学研究和临床应用提供更多可能性。

2 医疗健康领域问题分类体系与数据集

按照数据来源将医学领域问题分为4种类型:一是临床问题,是临床医生在对患者进行诊治过程中从专业角度提出的问题;二是公众健康问题,是公众在进行健康咨询时提出的问题;三是生物医学问题,是医学专家根据文献的内容总结提炼后提出的问题;四是医学考试问题,是各类执业医师考试、医学考试中的试题。各类问题数据来源、所涉及内容范围和含有的生物医学知识均不同,因此其分类体系和数据集构建略有区别。

2.1 医疗健康领域分类体系

医疗健康领域问题不仅类型复杂多样而且存在大量专业名词和实体,因此较少应用开放领域的问题分类体系^[6],主要应用以下分类体系。

2.1.1 临床问题分类体系 Ely J W等^[7-8]采用主题问题分类和一般问题分类两种分类体系。其中,主题问题分类基于医学知识类别,涵盖内分泌学、妇科等领域,并加入了非医学专业领域。Athenikos S J等^[9]在此基础上进一步提出语义分类体系。循

证医学(evidence-based medicine, EBM)^[10]是医学领域的重要范式,鼓励医生基于科学研究的最佳证据作出决策、提出问题以获取证据支持。在EBM思维下,临床问题以人群、干预、对照组、结果(patient or population、intervention、comparison、outcome, PICO)表示。Bergus G R等^[11]及其团队使用PICO框架将临床问题分为干预、比较和结果,并进一步细化为临床发现、病因、鉴别诊断等。Huang X等^[12]评估了PICO框架作为临床问题分类体系知识表示的充分性和适用性。Niu Y等^[13]在PICO分类体系基础上,使用基于线索词的方法来识别治疗场景中的语义类,并分析其之间关系,应用于自动分类。

2.1.2 公众健康问题分类体系 Guo H等^[14]基于中文健康问题语料库,构建2级29项类别的分类体系。曹明宇等^[15]为原发性肝癌问题创建分类体系,包括疾病、药品、症状等。Zhang J等^[16]和金碧漪等^[17]依据PubMed、美国糖尿病学会提供的信息针对糖尿病健康信息问题建立分类体系。Luo A等^[18]依据《中国高血压防治指南》《内科学》等文献资料初步总结了高血压的知识框架,为高血压患者健康信息问题建立分类体系。这些分类体系旨在更好地满足普通公众需求,兼顾其医学知识水平和情感因素,以提供更有效的答案和指导。

2.1.3 生物医学问题分类体系 部分研究者选择以问题或答案的语义类型为基础构建分类体系。Zhang Y等^[19]依据答案的语义类型建立分类体系,将问题分为疾病、药物、基因/蛋白质等。Hpi系统^[20]对生物医学中的事实类问题根据统一医学语言系统(unified medical language system, UMLS)语义类型,使用中心词和问题词进行分类体系构建。Neves M等^[21]利用中心词和词汇答案语义类型进行手工分类标注。但上述方法只考虑了单一语义类型作为预期答案类型。Wasim M等^[22]在Neves M等研究基础上,使用MetaMap和TMTTool构建不同语义类型分类体系,能够处理问题属于多个语义类型的情况。

2.1.4 医学考试问题分类体系 这类分类体系通

常基于问题和答案的知识章节内容和主题构建。生物医学问答数据集 MLEC - QA^[23] 是中国国家医师执照考试数据集, 涵盖临床、口腔医学、公共卫生等多个生物医学子领域。MEDQA^[24] 为专业医学委员会考试试题, 其分类体系依据学科及学科章节进行构建。Pal A 等^[25] 构建印度医学考试试题数据集, 其主题分类体系涵盖医学、外科等多个领域。这些分类体系有助于更有效地组织和检索医学领域知识。

2.2 数据集

医疗健康问题分类依赖深度学习, 数据集构建面临隐私性、高成本等挑战。以下分别介绍英文和中文 4 种类型的公开数据集情况, 见表 1、表 2。

表 1 英文公开数据集及其信息

语料库名称或作者姓名	语料库规模(句)	语料内容	分类层级	类别(个)
NLM 临床问题库 ^[7,26-27,29]	4 654	临床问题	1	13
Patrick J 等 ^[1,28]	486	临床问题	4	14
GARD ^[29]	2 937	公众健康问题	1	13
Kilicoglu H 等 ^[30]	2 614	公众健康问题	2	CHQA - email: 33 CHQA - web: 26
TREC 2017 LiveQA ^[31]	738	公众健康问题	1	23
ICHI ^[32]	11 000	公众健康问题	1	7
BioMedLAT ^[21]	643	生物医学问题	1	53
MLBioMedLAT ^[22]	780	生物医学问题	1	85
BioASQ 2022 ^[33]	4 721	生物医学问题	1	4

表 2 中文公开数据集及其信息

语料库名称或作者姓名	语料库规模(句)	语料内容	分类层级	类别(个)
Qcorp ^[14]	5 000	公众健康问题	2	29
郭海红等 ^[34]	2 000	公众健康问题	4	48
CMID ^[35]	12 000	公众健康问题	2	36
MATINF ^[36]	1 070 000	公众健康问题	1	18
cMedQA v1.0 ^[37]	54 000	公众健康问题	2	215
KUAKE - QIC ^[38]	10 880	公众健康问题	1	11
CMedQ ^[39]	16 830	公众健康问题	1	21
webMedQA ^[40]	63 284	公众健康问题	1	23
公众健康问题分类 ^[41]	8 000	公众健康问题	1	6
MLEC - QA ^[23]	136 236	医学考试问题	1	5

英文医学健康领域的数据集通常具备质量高且丰富的特点, 例如 BioASQ 每年都有更新。相比之下, 中文数据集相对有限, 主要集中在公众健康领域。未来, 中文医学健康领域数据集应扩大覆盖范围, 并提高数据质量。

3 基于深度学习的分类方法

问题分类是指在事先确定的分类体系下将问题划入与其最接近的类别中, 从而判断其类型。深度学习已经在问题分类领域广泛应用。深度学习架构将问题和答案映射至高维, 提取特征并进行表示, 然后使用分类器进行分类。注意力机制^[42] 也被广泛用于问题分类, 通过关注关键词来提高分类效果。

3.1 卷积神经网络(图 1)

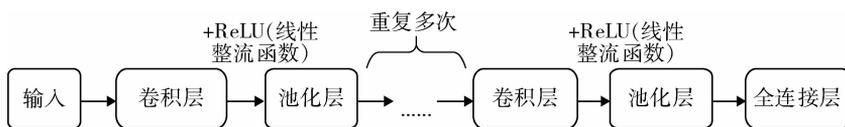


图 1 卷积神经网络基本结构

卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN) 是深度学习中的成熟算法, 用于学习特征的空间层次结构, 由卷积层、池化层和全连接层组成^[43]。

在问句分类任务中, 问句经过预处理, 生成词向量, 通过卷积层提取语义信息, 然后使用池化层捕捉关键特征, 最终通过全连接层输出问句类别概

率。郑承宇等^[44] 引入 TextCNN 模型构造多标签问题分类器。Guan F 等^[45] 结合基于模板匹配的多个神经网络模型改进知识图谱问答技术。Zhang S 等^[46] 提出依赖型 CNN 模型, 以克服 CNN 无法捕获句子内部句法信息的不足。Chen M 等^[47] 使用图卷积神经网络构建异构图, 然后将图中的节点和边作为文档嵌入信息, 以增强文本信息在训练中的信息表

示, 获取文本的高阶邻域信息。

3.2 长短时记忆网络与门控循环单元

循环神经网络^[48] (recurrent neural network, RNN) 在处理长序列数据时存在梯度爆炸和梯度消失问题。为应对这一挑战, 长短时记忆网络 (long short-term memory, LSTM) 模型引入了 3 个门的设计^[49], 包括输入门、输出门和遗忘门, 从而有效处理长序列任务, 见图 2。在问句分类中, 预处理后的问句首先通过 Embedding 层进行向量编码, 然后经过 LSTM 进行训练, 学习问句中的状态向量, 最后通过分类函数进行问句分类。门控循环单元 (gated recurrent unit, GRU)^[50] 模型类似于 LSTM, 但只包含重置门和更新门, 减少了参数数量, 训练速度更快, 见图 3。但在大数据场景下 LSTM 通常具有更好的性能。Li X 等^[51] 提出一种带有注意力的双向长短时记忆 (bi-directional long short-term memory, BiLSTM) 架构, 能够感知句子中单词的重要性。Wu C 等^[52] 使用结构化的自注意力机制和 BiLSTM 方法进行多标签公众健康问题分类。吴昊等^[53] 对医疗问题中的关键词和非关键词赋予不同的值构成一个向量, 利用该向量作为注意力机制的权重向量, 对 BiLSTM 模型生成的隐含层状态序列加权求和得到问题表示。Liang S 等^[54] 提出一种改进的 Deep Compressed-LSTM 方法, 利用加权乘法和混合注意力机制来处理复杂的长序列数据。Zhang Z 等^[55] 提出多任务学习模型 ALBERT-BiLSTM, 同时处理命名实体识别和问题分类任务。Wang C 等^[56] 使用 ERNIE 预训练模型提取文本特征, 然后通过 BiGRU 神经网络分类公众健康问题。Ma Y 等^[57] 使用 BiGRU 和结合注意力的多粒度特征分析上下文信息。

3.3 预训练语言模型

Word2Vec^[58] 等词嵌入方法^[59-61] 只能表示文本的局部语义。近年来, 预训练语言模型 (pre-trained language model, PLM) 的快速发展^[62] 使文

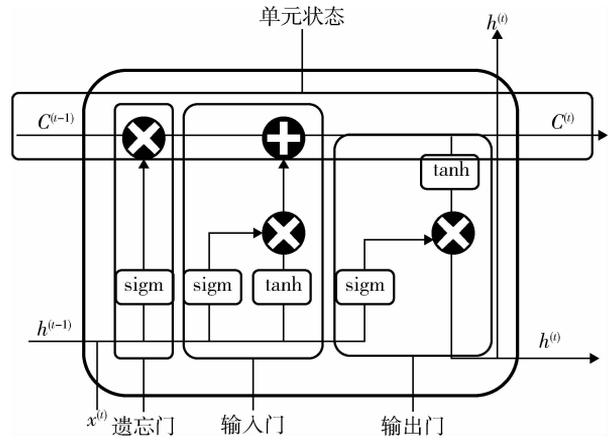


图 2 LSTM 隐藏单元结构

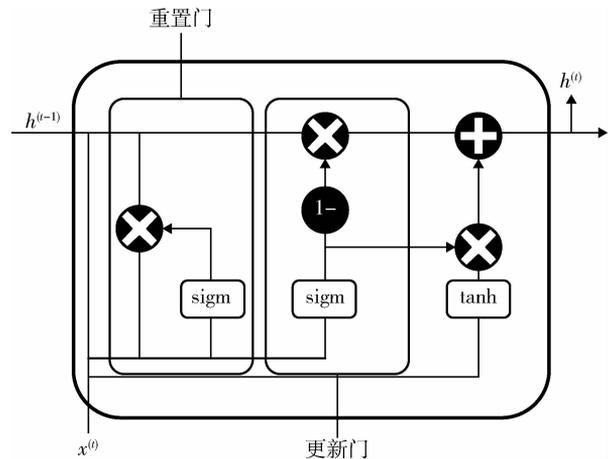


图 3 GRU 隐藏单元结构

本语义特征提取方面进展显著, 同时带动问题分类性能提升, 见图 4^[42]。不同研究者将领域专业知识, 如医学术语、医学知识库等, 与预训练语言模型结合使用, 进一步提高分类性能。Mallikarjuna C 等^[63] 使用 BioRedditBERT、Mental-RoBERTa 模型进行训练。Roy S 等^[64] 开发了一种基于医学知识的模型 MedBERT, 使用医学知识库提取医学术语作为模型的特定领域辅助信息。谢甲琦等^[65] 结合 BERT 和 RoBERTa 等模型, 同时引入人工规则。李芳芳等^[66] 采用联合嵌入方式, 将文本和标签嵌入到同一空间, 通过多粒度信息关系增强模块, 获得良好分类性能。

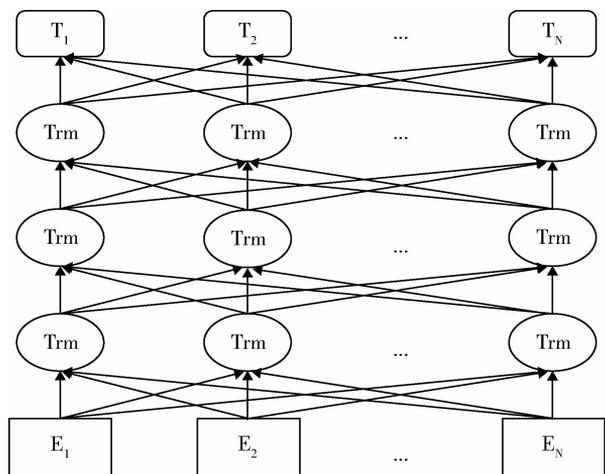


图 4 BERT 结构

许多研究者在医疗健康领域问题分类中利用不同模型特点进行模型融合。使用各种编码器获取问题的嵌入表示，然后通过深度学习模型提取问题特征，有时还加入额外特征，最终通过分类器进行问题分类^[67-70]。

深度学习方法在问题分类中具有显著优势：能够自动提取特征；具备处理大规模数据的能力；支持端到端学习，从原始输入数据直接输出分类结果，简化了模型开发流程。然而，深度学习方法也存在局限：训练数据量较小时模型容易过拟合；需要大量计算资源和时间；模型解释性差，其决策过程难以解释。

综上所述，基于深度学习的问题分类方法具有显著优势，但也需要大量数据、计算资源和时间，同时其模型解释性有限。因此，在实际应用中，选择问题分类方法时要综合考虑系统的需求和限制。

4 医疗健康领域问题分类评测方法及应用

4.1 问句分类方法评价标准

对于问句自动分类的评价标准，一般采用精确率 P、召回率 R 和 F1 度量等评价指标，计算方式如下：

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$F1 = 2 \times \frac{P \times R}{P + R} \quad (3)$$

其中 TP 表示将正类预测为正类的问题数量；FP 表示将负类预测为正类的问题数量；FN 表示将正类预测为负类的问题数量。此外，部分研究利用均方根差进行性能评测，其中， g_i 为预测类别， t_i 为真实类别， N 为全部问题数量，该指标旨在消除 g_i 和 t_i 之间的差异，计算方式如下：

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (g_i - t_i)^2}{N}} \quad (4)$$

部分学者还会选择采用微宏观精确率 (P_{micro} 、 P_{macro})、召回率 (R_{micro} 、 R_{macro}) 和 F1 ($F1_{micro}$ 、 $F1_{macro}$) 作为性能比较的评价指标。具体定义如下。

第 i 类的精确率 P_i 和召回率 R_i 可以表示为：

$$P_i = \frac{TP_i}{TP_i + FP_i} \quad (5)$$

$$R_i = \frac{TP_i}{TP_i + FN_i} \quad (6)$$

对于 $F1_{micro}$ ：

$$P_{micro} = \frac{\sum_{i=1}^n TP_i}{\sum_{i=1}^n TP_i + \sum_{i=1}^n FP_i} \quad (7)$$

$$R_{micro} = \frac{\sum_{i=1}^n TP_i}{\sum_{i=1}^n TP_i + \sum_{i=1}^n FN_i} \quad (8)$$

$$F1_{micro} = 2 \times \frac{P_{micro} \times R_{micro}}{P_{micro} + R_{micro}} \quad (9)$$

对于 $F1_{macro}$ ：

$$P_{macro} = \frac{\sum_{i=1}^n P_i}{n} \quad (10)$$

$$R_{macro} = \frac{\sum_{i=1}^n R_i}{n} \quad (11)$$

$$F1_{macro} = 2 \times \frac{P_{macro} \times R_{macro}}{P_{macro} + R_{macro}} \quad (12)$$

$F1_{micro}$ 考虑了各类别的数量，所以更适用于数据分布不均衡的情况。但是在这种情况下，数量较多的类别对 $F1_{micro}$ 的影响较大。 $F1_{macro}$ 对各类别的 P_i 和 R_i 求平均，没有考虑各类别的样本数量，因此 P_i 和 R_i 较高的类别对 $F1$ 的影响较大。

4.2 医疗健康问题分类应用

4.2.1 基于知识库、知识图谱的医疗问答 这种

方法利用问题标签和意图标签来检索答案文本,提高问答效率和答案准确性。通过将问题分类,系统可以使用这些标签在知识库中查找相关答案。

4.2.2 在线医疗服务 这种服务包括在线问诊和预约挂号等。问题分类有助于更好地理解用户需求并提高问答效率。如腾讯觅影和腾讯医典等均提供智能导诊服务。

4.2.3 医学考试学习辅导 这类系统能够对问题进行分类,如学科、主题、题型、知识点等,以帮助考生更好地备考。医考帮、蓝基因、星题库等医学考试辅导产品提供了庞大的题库和详细的试题分类,为考生提供便捷的学习和备考工具。

4.2.4 机器人智能导诊 利用语音识别、语音合成和自然语言理解等技术,为门诊患者提供导诊和信息服务。其能够帮助患者快速找到合适科室,了解就诊流程和医疗环境。

医疗健康领域问题分类研究在多个应用场景中发挥着关键作用,有助于提高问答效率,使资源分配更合理,对医疗健康领域发展具有重要意义。目前这一领域仍在不断发展,未来有望提供更多创新和高效的解决方案。

5 结语

医疗健康问题分类在医疗健康问答系统中扮演重要角色,促进问题被更好地理解,提高了系统性能。本文总结了医疗健康问题分类技术的研究进展,包括问题分类体系与数据集、分类器以及应用等方面。然而,问题分类领域尚有待改进之处。首先,中文数据集相对有限,特别在临床医学等专业领域。其次,问题分类需要深层语义分析,尤其在处理中文语境的歧义现象时。此外,分类体系尚未实现标准化,亟须统一标准以推动数据共享。最后,改进分词工具和提供临床知识库可提高问题分类性能。

医疗问题分类研究中存在一些核心科学问题。医疗领域庞大,各子领域都有独特的问题和术语,要建立通用性的、能同时适应不同领域的分类标准;医疗问题分类数据有限,但医学领域的数据获

取和标注成本高昂;在多粒度医学问题分类中进行有效的模型训练和推断也是一项复杂任务。这些都是医疗问题自动分类领域要不断探索并解决的问题,有待业界共同展开系统研究,进而更好地服务于后续医疗自动问答系统或知识库构建等深层次的知识应用。

参考文献

- 1 MOLDOVAN D, PAȘCA M, HARABAGIU S, et al. Performance issues and error analysis in an open - domain question answering system [J]. *ACM transactions on information systems*, 2003, 21 (2): 133 - 154.
- 2 LI X, ROTH D. Learning question classifiers; the role of semantic information [J]. *Natural language engineering*, 2006, 12 (3): 229 - 249.
- 3 SILVA J, COHEUR L, MENDES A C, et al. From symbolic to sub - symbolic information in question classification [J]. *Artificial intelligence review*, 2011, 35 (2): 137 - 154.
- 4 王小林, 镇丽华, 杨思春, 等. 基于增量式贝叶斯模型的中文问句分类研究 [J]. *计算机工程*, 2014, 40 (9): 238 - 242.
- 5 XIA W, ZHU W, LIAO B, et al. Novel architecture for long short - term memory used in question classification [J]. *Neurocomputing*, 2018, 299: 20 - 31.
- 6 LI X, DAN R. Learning question classifiers [C]. *Taipei: COLING 2002: The 19th International Conference on Computational Linguistics*, 2002.
- 7 ELY J W, OSHEROFF J A, EBELL M H, et al. Analysis of questions asked by family doctors regarding patient care [J]. *BMJ clinical research*, 1999, 319 (7206): 358 - 361.
- 8 ELY J W. A taxonomy of generic clinical questions; classification study [J]. *BMJ clinical research*, 2000, 321 (7258): 429 - 432.
- 9 ATHENIKOS S J, HAN H, BROOKS A D. Semantic analysis and classification of medical questions for a logic - based medical question - answering system [C]. *Commonwealth of Pennsylvania: 2008 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomeidcine Workshops*, 2008.
- 10 SACKETT D L, ROSENBERG W M, GRAY J A, et al. Evidence based medicine; what it is and what it isn't [J]. *British medical journal*, 1996, 312 (7023): 3 - 5.
- 11 BERGUS G R, RANDALL C S, SINIFT S D, et al. Does

- the structure of clinical questions affect the outcome of curbside consultations with specialty colleagues [J]. Archives of family medicine, 2000, 9 (6): 541.
- 12 HUANG X, LIN J J, DEMNER – FUSHMAN D. Evaluation of PICO as a knowledge representation for clinical questions [C]. Rockville: American Medical Informatics Association Annual Symposium, 2006.
- 13 NIU Y, HIRST G. Analysis of semantic classes in medical text for question answering [C]. Barcelona: The Conference on Question Answering in Restricted Domains, 2004.
- 14 GUO H, NA X, LI J. Qcorp: an annotated classification corpus of Chinese health questions [J]. BMC medical informatics and decision making, 2018, 18 (1): 39 – 47.
- 15 曹明宇, 李青青, 杨志豪, 等. 基于知识图谱的原发性肝癌知识问答系统 [J]. 中文信息学报, 2019, 33 (6): 88 – 93.
- 16 ZHANG J, ZHAO Y. A User term visualization analysis based on a social question and answer log [J]. Information processing & management, 2013, 49 (5): 1019 – 1048.
- 17 金碧漪, 许鑫. 社会化问答社区中糖尿病健康信息的需求分析 [J]. 中华医学图书情报杂志, 2014, 23 (12): 37 – 42.
- 18 LUO A, XIN Z, YUAN Y, et al. Multidimensional feature classification of the health information needs of patients with hypertension in an online health community through analysis of 1000 patient question records: observational study [J]. Journal of medical internet research, 2020, 22 (5): e17349.
- 19 ZHANG Y, PENG S, YOU R, et al. The fudan participation in the 2015 bioasq challenge: large – scale biomedical semantic indexing and question answering [C]. Toulouse: CEUR Workshop Proceedings, 2015.
- 20 SCHULZE F, SCHÜLER R, DRAEGER T, et al. Hpi question answering system in bioasq 2016 [C]. Berlin: The Fourth BioASQ Workshop, 2016.
- 21 NEVES M, KRAUS M. BioMedLAT corpus: annotation of the lexical answer type for biomedical questions [C]. Osaka: The Open Knowledge Base and Question Answering Workshop (OKBQA 2016), 2016.
- 22 WASIM M, ASIM M N, KHAN M U G, et al. Multi – label biomedical question classification for lexical answer type prediction [J]. Journal of biomedical informatics, 2019, 93 (27): 103143.
- 23 LI J, ZHONG S, CHEN K. MLEC – QA: a Chinese multi – choice biomedical question answering dataset [C]. Punta Cana: The 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2021.
- 24 JIN D, PAN E, OUFATTOLE N, et al. What disease does this patient have? A large – scale open domain question answering dataset from medical exams [J]. Applied sciences, 2021, 11 (14): 6421.
- 25 PAL A, UMAPATHI L K, SANKARASUBBU M. Medmcqa: a large – scale multi – subject multi – choice dataset for medical domain question answering [C]. Virtual: Conference on Health, Inference, and Learning, 2022.
- 26 ELY J W, OSHEROFF J A, FERGUSON K J, et al. Lifelong self – directed learning using a computer database of clinical questions [J]. The journal of family practice, 1997, 45 (5): 382 – 388.
- 27 D’ ALESSANDRO D M, KREITER C D, PETERSON M W. An evaluation of information – seeking behaviors of general pediatricians [J]. Pediatrics, 2004, 113 (1): 64 – 69.
- 28 PATRICK J, LI M. An ontology for clinical questions about the contents of patient notes [J]. Journal of biomedical informatics, 2012, 45 (2): 292 – 306.
- 29 ROBERTS K, MASTERTON K, FISZMAN M, et al. Annotating question types for consumer health questions [C]. Reykjavik: The Fourth LREC Workshop on Building and Evaluating Resources for Health and Biomedical Text Processing, 2014.
- 30 KILICOGU H, BEN ABACHA A, MRABET Y, et al. Semantic annotation of consumer health questions [J]. BMC bioinformatics, 2018, 19 (1): 1 – 28.
- 31 ABACHA A B, AGICHTEIN E, PINTER Y, et al. Overview of the medical question answering task at TREC 2017 LiveQA [C]. Gaithersburg: Text Retrieval Conference, 2017.
- 32 IEEE. Healthcare data analytics challenge [EB/OL]. [2023 – 10 – 27]. <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&number=7776316>.
- 33 NENTIDIS A, KRITHARA A, PALIOURAS G, et al. BioASQ at CLEF2022: the tenth edition of the large – scale biomedical semantic indexing and question answering challenge [C]. Stavanger: Advances in Information Retrieval: 44th European Conference on IR Research, 2022.
- 34 郭海红, 李姣, 代涛. 中文健康问句分类与语料构建 [J]. 情报工程, 2016, 2 (6): 39 – 49.

- 35 CHEN N, SU X, LIU T, et al. A benchmark dataset and case study for Chinese medical question intent classification [J]. *BMC medical informatics and decision making*, 2020, 20 (3): 1–7.
- 36 XU C, PEI J, WU H, et al. MATINF: a jointly labeled large – scale dataset for classification, question answering and summarization [C]. Online: The 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2020.
- 37 ZHANG S, ZHANG X, WANG H, et al. Chinese medical question answer matching using end – to – end character – level multi – scale CNNs [J]. *Applied sciences*, 2017, 7 (8): 767.
- 38 ZHANG N, CHEN M, BI Z, et al. Cblue: a Chinese biomedical language understanding evaluation benchmark [EB/OL]. [2023 – 10 – 27]. <https://arxiv.org/abs/2106.08087>.
- 39 ZHANG B, TU Z, HANG S, et al. Conco – ERNIE: complex user intent detect model for smart healthcare cognitive bot [J]. *ACM transactions on internet technology*, 2023, 23 (1): 1–24.
- 40 HE J, FU M, TU M. Applying deep matching networks to Chinese medical question answering: a study and a dataset [J]. *BMC medical informatics and decision making*, 2019, 19 (2): 91–100.
- 41 徐晓巍, 郭海红, 李姣. 面向公众健康问句分类数据挖掘算法评测研究 [J]. *医学信息学杂志*, 2021, 42 (10): 17–21.
- 42 VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need [C]. Long Beach: 31st Conference on Neural Information Processing Systems, 2017.
- 43 ALBAWI S, MOHAMMED T A, AL – ZAWI S. Understanding of a convolutional neural network [C]. Antalya: 2017 International Conference on Engineering and Technology (ICET), 2017.
- 44 郑承宇, 王新, 王婷, 等. 基于 ALBERT – TextCNN 模型的多标签医疗文本分类方法 [J]. *山东大学学报 (理学版)*, 2022, 57 (4): 21–29.
- 45 GUAN F, TEZUKA T. A medical Q&A system with entity linking and intent recognition [C]. Singapore: 2022 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI), 2022.
- 46 ZHANG S, ZHANG W, NIU J. Improving short – text representation in convolutional networks by dependency parsing [J]. *Knowledge and information systems*, 2019, 61 (1): 463–484.
- 47 CHEN M, YAO C, LI X, et al. Chinese short text classification by combining BERT and graph convolutional network [C]. Beijing: Third International Conference on Computer Science and Communication Technology (ICCSCT 2022), 2022.
- 48 ZAREMBA W, SUTSKEVER I, VINYALS O. Recurrent neural network regularization [EB/OL]. [2023 – 10 – 27]. <https://arxiv.org/abs/1409.2329>.
- 49 YU Y, SI X, HU C, et al. A review of recurrent neural networks: LSTM cells and network architectures [J]. *Neural computation*, 2019, 31 (7): 1235–1270.
- 50 DEY R, SALEM F M. Gate – variants of gated recurrent unit (GRU) neural networks [C]. Boston: 2017 IEEE 60th International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS), 2017.
- 51 LI X, CUI M, LI J, et al. A hybrid medical text classification framework: integrating attentive rule construction and neural network [EB/OL]. [2023 – 10 – 27]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925231221003258>.
- 52 WU C, LUO G, GUO C, et al. An attention – based multi – task model for named entity recognition and intent analysis of Chinese online medical questions [EB/OL]. [2023 – 10 – 27]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1532046420301398>.
- 53 吴昊, 黄德根, 林晓惠. 基于强化学习的医疗问题诉求分类 [J]. *中文信息学报*, 2021, 35 (3): 100–106.
- 54 LIANG S, CHEN X, MA J, et al. An improved double channel long short – term memory model for medical text classification [EB/OL]. [2023 – 10 – 27]. <https://www.hindawi.com/journals/jhe/2021/6664893/>.
- 55 ZHANG Z, JIN L. Clinical short text classification method based on ALBERT and GAT [C]. Xi’an: 2022 7th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP), 2022.
- 56 WANG C, FENG F. ERNIE based intelligent triage system [J]. *Journal of intelligent & fuzzy systems*, 2022, 43 (4): 5013–5022.
- 57 MA Y, WANG J, REN Y, et al. A multi – granularity fusion neural network model for medical question classification [C]. Xi’an: The 2021 IEEE 7th International Conference on Cloud Computing and Intelligent Systems (CCIS), 2021.
- 58 MIKOLOV T, SUTSKEVER I, CHEN K, et al. Distributed representations of words and phrases and their compositionality [C]. Lake Tahoe: *Advances in Neural Information Pro-*

- cessing Systems, 2013.
- 59 PENNINGTON J, SOCHER R, MANNING C D. Glove: global vectors for word representation [C]. Doha: Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), 2014.
- 60 BOJANOWSKI P, GRAVE E, JOULIN A, et al. Enriching word vectors with subword information [EB/OL]. [2023 - 10 - 27]. [https://direct.mit.edu/tacl/article/doi/10.1162/tacl_a_00051/43387/Enriching - Word - Vectors - with - Subword - Information](https://direct.mit.edu/tacl/article/doi/10.1162/tacl_a_00051/43387/Enriching-Word-Vectors-with-Subword-Information).
- 61 YAGHOOBZADEH Y, SCHÜTZE H. Intrinsic subspace evaluation of word embedding representations [EB/OL]. [2023 - 10 - 27]. <https://arxiv.org/abs/1606.07902>.
- 62 DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. BERT: pre - training of deep bidirectional transformers for language understanding [EB/OL]. [2023 - 10 - 27]. <https://arxiv.org/abs/1810.04805>.
- 63 MALLIKARJUNA C, SIVANESAN S. Question classification using limited labelled data [J]. Information processing & management, 2022, 59 (6): 103094.
- 64 ROY S, CHAKRABORTY S, MANDAL A, et al. Knowledge - aware neural networks for medical forum question classification [C]. Gold Coast: The 30th ACM International Conference on Information & Knowledge Management, 2021.
- 65 谢甲琦, 李政. 基于预训练语言模型的公众健康问句分类 [J]. 医学信息学杂志, 2021, 42 (12): 33 - 36, 43.
- 66 李芳芳, 苏朴真, 段俊文, 等. 多粒度信息关系增强的多标签文本分类 [J]. 软件学报, 2023: 34 (12): 5686 - 5703.
- 67 MAO S, ZHANG L L, GUAN Z G. An LSTM & Topic - CNN model for classification of online Chinese medical questions [EB/OL]. [2023 - 10 - 27]. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9393347>.
- 68 张志昌, 张治满, 张珍文. 融合局部语义和全局结构信息的健康问句分类 [J]. 西安电子科技大学学报, 2020, 47 (2): 9 - 15.
- 69 LI X, ZHANG Y, JIN J, et al. A model of integrating convolution and BiGRU dual - channel mechanism for Chinese medical text classifications [J]. Plos one, 2023, 18 (3): e0282824.
- 70 LUO Y, HUANG Z, WONG L P, et al. An early prediction and label smoothing alignment strategy for user intent classification of medical queries [C]. Jinan: Neural Computing for Advanced Applications: Third International Conference, 2022.

(上接第 14 页)

- 29 ZHU D H, SUN H, CHANG Y P. Effect of social support on customer satisfaction and citizenship behavior in online brand communities: the moderating role of support source [J]. Journal of retailing and consumer services, 2016, 31 (7): 287 - 293.
- 30 LIANG T P, HO Y T, LI Y W, et al. What drives social commerce: the role of social support and relationship quality [J]. International journal of electronic commerce, 2011, 16 (2): 69 - 90.
- 31 LLOYD A. Information literacy: the meta - competency of the knowledge economy? An exploratory paper [J]. Journal of librarianship and information science, 2003, 35 (2): 87 - 92.
- 32 杨伟. 基于印象管理的网络社群隐私关注影响研究 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2014.
- 33 王哲, 向菲. 基于情感分析的抑郁倾向人群在线健康社区参与行为特征研究 [J]. 医学信息学杂志, 2023, 44 (1): 14 - 19.
- 34 张星, 吴忧, 夏火松, 等. 基于 SOR 模型的在线健康社区知识共享行为影响因素研究 [J]. 现代情报, 2018, 38 (8): 18 - 26.
- 35 陈祺. “我们就在这里抱团取暖”: 抑郁症患者在网络社区中的交往实践与支持研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2020.
- 36 HUANG B, LI X, ZHANG W, et al. Study on demulsification - flocculation mechanism of oil - water emulsion in produced water from alkali/surfactant/polymer flooding [J]. Polymers, 2019, 11 (3): 395 - 396.
- 37 LINK B G, STRUENING E L, NEESE - TODD S, et al. On describing and seeking to change the experience of stigma [J]. Psychiatric rehabilitation skills, 2002, 6 (2): 201 - 231.