

同濟大學

TONGJI UNIVERSITY

课题名称 人工智能在医疗领域中的应用与前景研究

学 院 计算机科学与技术学院

专 业 计算机科学与技术专业

学生姓名 黄保翔

学 号 2351753

指导教师 王俊丽

日 期 2025 年 5 月 5 日

人工智能在医疗领域中的应用与前景研究

摘要

医疗资源具有地域分布不均，医生负担过重以及医疗成本攀升等种种问题，影响着我国居民生命健康与幸福程度。近年来，人工智能技术蓬勃发展，许多技术在医疗诊断领域展现出了巨大的潜力，本文探讨人工智能在医疗诊断中的关键技术与应用场景，重点聚焦于深度学习以及自然语言处理等技术在医学影像处理，疾病风险预测，以及临床决策推断等方面。通过典型案例的分析，展示人工智能技术在提升诊断效率与精确度方面的优势。AI 技术的应用不仅从技术方面推动了医疗行业的发展，还在社会层面上促进了医疗资源公平分配，降低医疗成本压力，还推动了个性化医疗的全新医疗模式的发展。然而，AI 在医疗中的应用仍面临模型可解释性不足、数据隐私与伦理问题等挑战。未来通过数据标准化、可解释性 AI 研究及跨学科合作，AI 有望进一步突破瓶颈，为医疗系统提供更高效、精准的解决方案，提升患者健康结局与医疗效率。

关键词：人工智能，深度学习，自然语言处理，精准医疗，临床决策支持

Research on the application and prospect of artificial intelligence in the medical field

ABSTRACT

The uneven regional distribution of medical resources, the heavy burden on doctors, and the rising costs of healthcare have significantly impacted the health and well-being of Chinese residents. In recent years, the rapid development of artificial intelligence (AI) technologies has demonstrated immense potential in medical diagnostics. This paper explores the key technologies and application scenarios of AI in medical diagnostics, with a focus on deep learning and natural language processing (NLP) in areas such as medical imaging, disease risk prediction, and clinical decision support. Through the analysis of typical case studies, the paper highlights the advantages of AI technologies in improving diagnostic efficiency and accuracy. Beyond technical advancements, AI applications promote the equitable distribution of medical resources, alleviate cost pressures, and drive the development of personalized healthcare models. However, the application of AI in healthcare still faces challenges, including limited model interpretability, data privacy concerns, and ethical issues. In the future, through data standardization, research on interpretable AI, and interdisciplinary collaboration, AI is expected to overcome these barriers, providing more efficient and precise solutions for the healthcare system, ultimately enhancing patient outcomes and healthcare efficiency.

Key words: Artificial Intelligence, Deep Learning, Natural Language Processing, Precision Medicine, Clinical Decision Support

目 录

1	引 言	1
1.1	医疗行业目前窘境	1
1.2	人工智能在医疗领域的发展现状	1
2	人工智能技术在医疗诊断中的应用概述	2
2.1	关键技术	2
2.1.1	深度学习	2
2.1.2	自然语言处理（医疗文本处理）	3
2.2	应用场景中的具体优化	3
2.2.1	使用深度学习的图像分割技术	3
2.2.1.1	FCN 算法	4
2.2.1.1	U-net 算法	4
2.2.2	使用自然语言处理（NLP）的临床决策支持（CDS）	5
3	典型案例及其应用技术分析	6
3.1	疾病预测模型-以基于深度学习的心血管疾病风险预测模型为例	6
3.2	临床决策支持系统的实例 —— 以 IBM Watson Health 在癌症诊断中的应用为例	6
3.3	医学影像诊断 —— 以基于深度学习框架的眼部致盲性视网膜疾病诊断工具为例	7
4	技术优势与挑战	8
4.1	人工智能应用于医疗领域的技术优势	8
4.1.1	大数据处理与图像识别	8
4.1.2	资源公平与成本降低	8
4.1.1	个性化医疗	8
4.1	人工智能应用于医疗领域的挑战	8
4.1.1	模型的解释性	8
4.1.1	数据的隐私和伦理问题	8
5	结 论	9
	参考文献	10

1 引言

1.1 医疗行业目前窘境

随着科技的不断进步，医疗行业正经历一场深刻的变革。从传统诊疗手段到现代精准医疗，医疗服务质量与效率不断提升。然而，医疗行业仍面临一系列严峻挑战，包括资源分布不均、医生负担过重、误诊率居高不下、医疗成本持续攀升等问题。以医疗资源分配为例，我国的医疗资源数量呈现出“东部>西部>中部>东北部”的特点。按地理面积分布的医疗资源基尼系数已超过了0.6，分布差距悬殊，处于极度不公平状态^[1]。此外，新冠疫情所引发的医疗资源的短缺更加凸显了医疗体系的韧性不足与数据处理能力的缺陷，迫切需要新的技术手段对其进行补充与优化。。

1.2 人工智能在医疗领域的发展现状

近年来，人工智能发展迅猛，AI 应用正逐渐突破传统医疗的边界，其在医疗中的应用逐步展开，包括但不限于医学图像识别、疾病预测与诊断、智能导诊系统、手术机器人以及药物研发等方向。例如，华为推出瑞金病理大模型用于自动识别疾病特征并给出精准诊断建议，谷歌 DeepMind 开发的眼底图像识别系统也已在英国部分医院试点。人工智能在医疗体系中的快速进展显示出 AI 有望缓解医疗行业的结构性问题，提升医疗诊断的效率与精准度，并更进一步探索个性化医疗。

本文旨在讨论人工智能在医疗诊断当中的应用场景与涉及的相关技术，并给出典型案例进行具体分析，最后分析相关技术的优势与挑战

2 人工智能技术在医疗诊断中的应用概述

人工智能相关技术在医学领域中的类别繁多，并且根据医疗场景产生了相应的优化方案，本节具体介绍两个常用的人工智能技术，并介绍他们在具体领域的相应优化方案。

2.1 关键技术

2.1.1 深度学习

深度学习作为机器学习的子领域，得益于其高效的计算和处理高维非线性数据的能力已经被广泛应用于图像处理领域^[2]。在医疗领域中，常见的深度学习算法主要包括卷积神经网络、深层信念网络、深度神经网络与递归神经网络。这里主要介绍卷积神经网络（CNN）算法及其在医疗图像识别领域当中的应用。

CNN 的基本结构由输入层、卷积层（convolutional layer）、池化层（pooling layer，也称为取样层）、全连接层及输出层构成，图 1 显示了卷积层与池化层的关系示意。

卷积层是 CNN 的核心，负责提取输入数据的局部特征。如前所述，卷积层由多个特征图（Feature Map）组成，每个特征图由多个神经元构成。每个神经元通过卷积核（Convolutional Kernel）与上一层的局部区域（称为感受野）连接。卷积核是一个小型权值矩阵（常见尺寸为 3×3 或 5×5 ），其值在训练过程中通过反向传播学习。卷积核在输入上滑动（步幅由参数 **stride** 控制），通过点积运算提取局部特征。每个卷积核专注于学习一种特定模式，如边缘、纹理或形状。卷积操作后生成的矩阵称为特征图。每个特征图对应一个卷积核，捕获输入中某种特定的局部特征。由于卷积核的权重在整个输入上共享，CNN 能够学习与位置无关的特征，同时大幅减少参数量。对于彩色图像（多通道输入），卷积核会扩展为与输入通道数相同的深度（如 $3 \times 3 \times 3$ 的卷积核处理 RGB 图像）。每个卷积核对所有通道进行卷积，输出一个特征图；多个卷积核生成多个特征图，形成卷积层的输出。卷积操作后通常应用非线性激活函数（如 ReLU），增强模型的非线性表达能力，缓解梯度消失问题。

卷积过程中边缘数值往往只会计算一次，而中心值会被多次计算。如果需要考虑边缘值，则往往对矩阵边缘周围进行填充。

池化层（也称为取样层）位于卷积层之后，旨在降低特征图的空间维度（宽和高），同时保留重要特征。通过缩小特征图尺寸，降低后续层的参数量和计算复杂度，减少了模型对输入细节的过度敏感，增强泛化能力。常用的池化类型主要有最大池化，平均池化和全局池化。

全连接层通常位于 CNN 的末端，将卷积层和池化层提取的高层次特征整合为固定长度的向量，用于分类或回归等任务。主要作用是为将分散的局部特征组合为全局表示，学习特征之间的复杂关系。

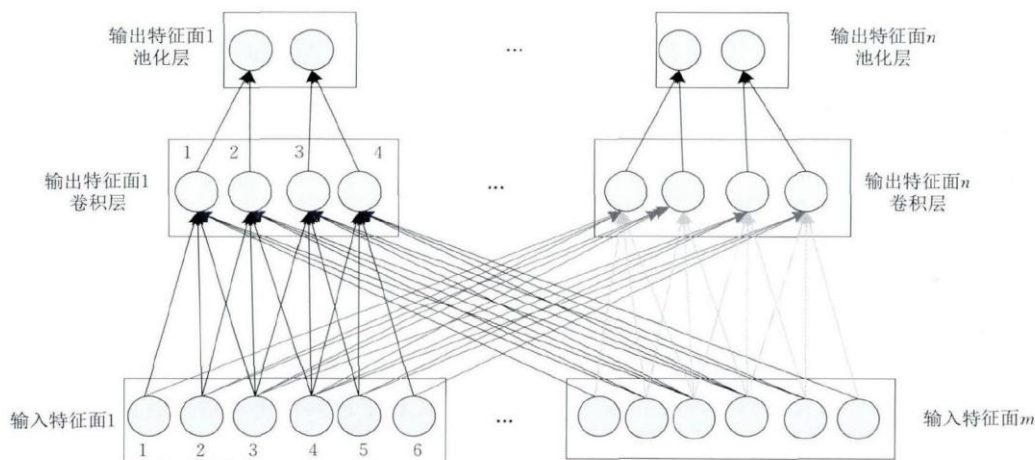


图 1

2.1.2 自然语言处理（医疗文本处理）

自然语言处理（NLP）是人工智能的一个重要分支，旨在使计算机能够理解、生成和处理人类语言。特别是在医疗文本处理领域，NLP 技术被广泛应用于电子病历分析、临床决策支持、医学文献挖掘和患者交互系统等任务。

在医疗文本处理的 NLP 任务中，输入层接收原始文本数据，通常是自然语言形式的医疗文档，如电子病历、医生的临床笔记、医学文献、患者问诊记录或放射学报告，并将文本进行预处理，包括一系列的分词，去噪，标准化和编码处理。嵌入层将文本单元映射为连续的向量进行表示，代表语句的上下文信息，为后续层提供基础。特征提取层对嵌入向量进行处理，捕获文本的语义、句法和上下文关系，常用的架构有卷积神经网络（CNN），图神经网络（GNN）。类似于 CNN 中的池化层，NLP 中的池化或聚合层用于降维或整合特征。全连接层将特征提取和聚合后的表示映射到任务特定输出。根据具体的 NLP 任务给出具体的回答：

1. 分类任务，如病情诊断（判断是否是肺炎），智能导诊（建议挂号科室）。输出层使用 softmax 函数给出相应的概率。
2. 生成任务，如自动生成临床总结或患者答复。输出层基于语言模型（如 GPT）生成自然语言序列。
3. 回归任务，如根据患者当前状况预测患者住院天数或者是患者疾病严重程度。输出层进行回归操作，给出预测值。

2.2 应用场景中的具体优化

2.2.1 使用深度学习的图像分割技术

图像分割可以提取出影像图像中的特定组织或结构，给医生提供特殊组织的定量信息。相对于传统的医学图像分割方法，基于深度学习的分割方法消除了人为参与，在医学图像处理领域扮演着越来越重要的角色。下面介绍几种常见的图片分割算法。

2.2.1.1 FCN 算法

FCN 主要思想是搭建一个只包含卷积操作的网络，输入任意尺寸的图像，经过有效推理和学习可以得到相同尺寸的输出。将经典卷积神经网络中的全连接层替换为卷积层，从而使整个网络主要由卷积层和池化层组成，因此称为 FCN，另外，网络中设计了跳跃连接将深层网络的全局信息和浅层网络的局部信息连接起来，相互补偿。图 2 显示了图像经过卷积层和池化层后空间维度降低，而解码器部分则对该输出特征图进行上采样，将该特征图恢复到与输入图像相同的尺寸，同时将提取到的高维特征映射到最终特征图的每个像素，从而可以实现像素级别的图像分割^[3]。

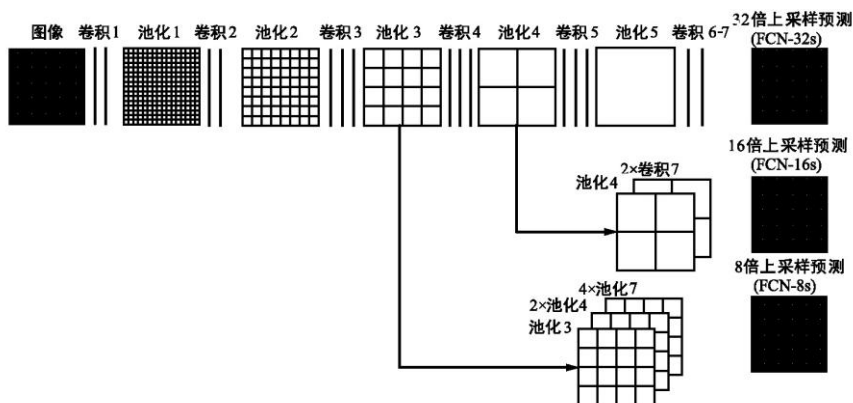


图 2

2.2.1.1 U-net 算法

U-Net 网络是在 FCN 基础上做了改进的版本，结构如图 3 所示。主要分为下采样部分，上采样部分和跳跃连接部分，下采样部分负责提取图像中的简单特征，上采样部分经过更多的卷积层提取到更为抽象的特征。跳跃连接融合了下采样结构中的底层信息与上采样结构中的高层信息，以此来提高分割精度^[4]。

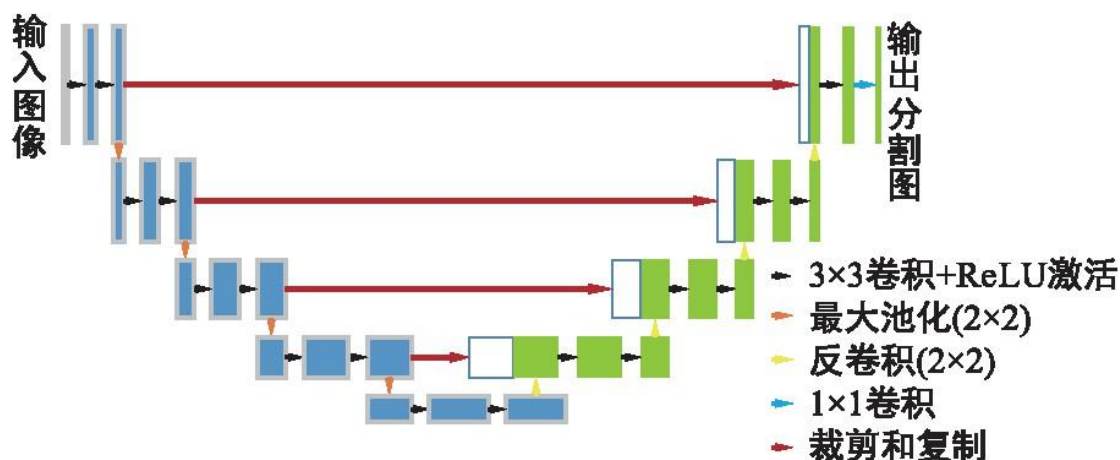


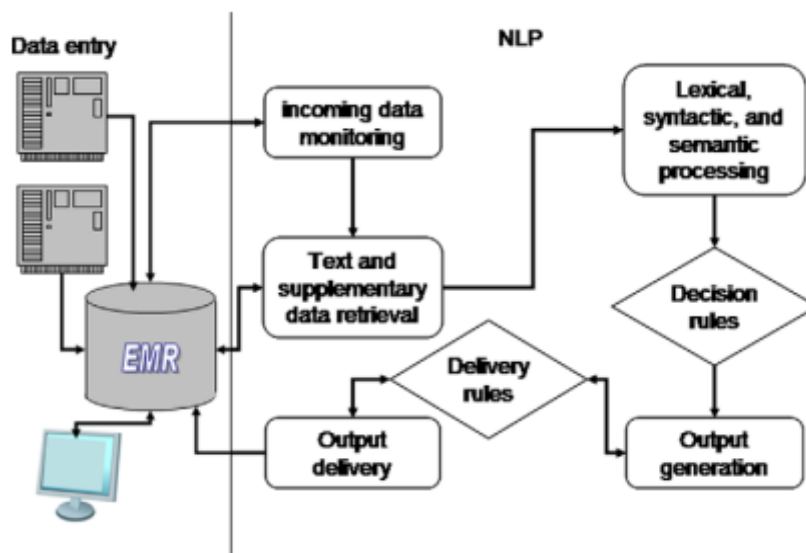
图 3

2.2.2 使用自然语言处理（NLP）的临床决策支持（CDS）

临床决策支持的目的是帮助医疗专业人员做出临床决策，处理有关患者或解释此类数据的医学知识。其输入为患者相关数据，通过整合决策规则与知识库，输出针对患者的评估与建议。如今，患者的大部分临床观察，包括放射学报告、手术记录和出院总结，都是以叙事文本的形式记录的。因此需要使用 NLP 系统对 CDS 系统进行支持。

临床 NLP 系统目前大致分为两类，通用临床 NLP 架构，以及为特定任务开发的专用系统。

图 4 为一个 NLP-CDS 系统示例，当一位病人的检验报告被输入电子病历（EMR）当中，会触发 NLP 模块从 EMR 检索数据，进行词汇、句法和语义处理，最后根据决策规则输出结果，将提醒文本和摘要传递给 CDS 系统^[5]。



3 典型案例及其应用技术分析

3.1 疾病预测模型-以基于深度学习的心血管疾病风险预测模型为例

安莹等（2019）^[6]，探讨了利用深度学习技术对电子病历数据进行特征表达，以实现心血管疾病风险预测的方法。该研究针对电子病历数据的高维性、异构性及时序性等挑战，提出了一种基于深度学习的表征学习框架，相较于传统方法（如 Framingham 风险评分）需要大量人工干预的特征提取，深度学习能够自动捕捉数据中的语义关系和时序特征并充分的考虑病理电子数据中的多样性与关联性。

模型首先对就诊记录进行处理，包含湘雅医院 146296 位病人的就诊记录。将记录分为观测窗口和预测窗口，从观测窗口中的电子病历数据捕获特征，并利用预测窗口生成分类标签，然后对数据通过指定方式进行向量化处理。

如图 5，该模型使用 Bi-RNN 网络，即对前向和后向的 RNN 网络学到的隐藏层的特征信息输出进行拼接，前向 RNN 负责从序列的前端向后端的表征学习任务，而后向 RNN 正好相反。确保模型能充分的考虑节点的上下文信息^[7]。同时为了克服梯度消失和增强表征学习能力，模型进一步利用关注机制进行优化。实验结果表明，加入人口学数据后，该模型的精准率、召回率、F1 值和 AUC 分别提升至 0.6740、0.8149、0.7378 和 0.8375，显示出显著的预测能力提升。

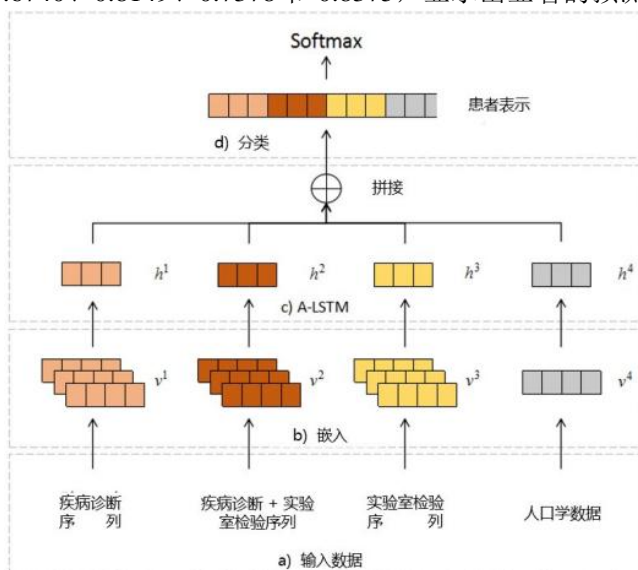


图 5

3.2 临床决策支持系统的实例 —— 以 IBM Watson Health 在癌症诊断中的应用为例

IBM Watson Health 将智能辅助系统用于癌症治疗，如 Watson for Oncology (WFO)。该系统通过大规模的知识整合自然语言处理与推理技术，为医生提供诊断支持，尤其在癌症诊断与治疗建议生成方面表现出显著优势。

如前所示，医疗诊断中的大量数据如电子病历，手术记录，临床报告和出院总结均以非机构化的文本形式存在。Watston 系统采用 NLP 模型对文本数据进行解析和处理，其核心主要包括以下几个技术模块。

临床命名实体识别（Clinical Named Entity Recognition, CNER）负责从非机构化的文本当中识别诸如疾病名称，药物名等关键信息。通过深度学习模型，可以进一步提高识别的效率与准确性，例如使用专门针对电子病历语料（如 MIMIC-III）训练的 BERT 模型（ClinicalBERT）。关系抽取基于 BERT + 多任务学习（MTL）的关系分类模型与图神经网络（GNN）进行训练，实现对跨句、多文档语境下实体关系的抽取，显著提升了复杂病例数据的处理能力。

使用 50 位患者的医生信件、肿瘤委员会笔记、放射学报告、组织学或细胞学报告以及突变检测结果对 WFO 的 NLP 模型进行评估^[8]，实验结果显示对于每位患者，NLP 精准率为 85%，召回率为 89%，准确率为 94%，显示出了 WFO 系统的 NLP 性能潜力。

3.3 医学影像诊断 — 以基于深度学习框架的眼部致盲性视网膜疾病诊断工具为例

Keremany 等人（2018）^[9]提出了一种基于深度学习框架的诊断工具，成功应用于视网膜光学相干断层扫描（OCT）图像中常见致盲性疾病（如年龄相关性黄斑变性和糖尿病性黄斑水肿）的识别与分诊推荐，为基于图像的临床决策提供了有效的支持。该诊断系统基于迁移学习

（Transfer Learning）思路，采用 Inception V3 架构并加载在 ImageNet 上预训练的权重。在训练过程中，模型冻结了卷积层（作为特征提取器），仅对最后的全连接层进行重新训练，从而在极大减少训练样本和时间的情况下，获得了对医学图像的高效识别能力。相比传统从头训练网络结构的做法，该策略极大地提高了小样本医学图像场景下模型的适应性和可扩展性。研究还验证了该架构在胸部 X 光图像上诊断儿童肺炎的通用性，进一步印证了该深度学习框架具有跨模态、跨领域的医学图像分析能力。

4 技术优势与挑战

随着人工智能技术在医疗监测系统中的深入应用，其在提升诊疗效率、优化资源分配以及改善患者结局方面的潜力日益显现。然而，与此同时，人工智能技术的实施也面临着一系列技术、伦理和实践上的挑战。

4.1 人工智能应用于医疗领域的技术优势

4.1.1 大数据处理与图像识别

以深度学习技术为代表的相关人工智能技术在处理大规模医疗数据相比人工具有快速准确的显著优势。从第3章的应用分析可以看出，医疗方向的人工智能技术往往具有很强的数据依赖性，需要大量数据对模型进行训练才能得到接近临床医师的诊断水平。我国人口基数大，相关病例数据充分，有利于建立多种疾病准确预测模型，提高临床诊断的效率和准确性。

4.1.2 资源公平与成本降低

前文所述，我国的医疗资源呈地区性的极度不平衡。借助人工智能技术，能够做到对医疗人员的有效替代，改善西部医疗资源紧缺的情况，减少医疗卫生水平对于医护人员的依赖。除此之外，人工智能与大数据的结合可以根据病例，提早筛查初高风险患者^[10]。做到真正的防范于未然，减少不必要的转诊，从而降低医疗系统整体成本。

4.1.1 个性化医疗

人工智能通过分析个体化数据（如基因信息、生活方式和历史病历），能够为患者提供精准的疾病风险评估和个性化治疗方案。例如，基于注意力的双向递归神经网络（Dipole）在处理电子病历时，能够捕捉患者病史中的时序关联，从而生成更准确的预测结果^[11]。这种能力在慢性病管理、癌症筛查和急性事件预警中具有重要应用价值，有助于实现从“通用医疗”到“精准医疗”的转变。

4.1 人工智能应用于医疗领域的挑战

4.1.1 模型的解释性

深度学习模型（如 CNN 和 RNN）虽然在预测性能上表现出色，但其“黑箱”特性导致预测结果的可解释性较差。在医疗领域，医生和患者需要了解模型预测的依据，以确保诊断和治疗决策的可靠性。例如，Dipole 模型虽然在心血管疾病预测中取得了较高的 AUC（0.8011）^[6]，但其内部特征权重和决策过程难以直观解释。这不仅限制了模型在临床中的信任度，也可能引发伦理和法律问题。

4.1.1 数据的隐私和伦理问题

人工智能系统需要访问大量患者数据以进行训练和预测，这带来了数据隐私和安全风险^[12]。在医疗领域，数据泄露或滥用可能导致患者隐私受损。此外，人工智能在医疗决策中的应用可能引发伦理争议，如模型存在过拟合的可能，使用同一模型对不同地区的人群是否存在误诊的可能，尤其是对一些慢性病的诊断。

5 结论

人工智能技术在医疗监测系统中的应用展现了巨大的潜力，尤其在心血管疾病风险预测等场景中，通过深度学习等技术能够高效处理复杂医疗数据，实现精准的疾病风险评估和个性化医疗方案。其优势包括强大的数据处理能力、实时监测与快速响应、资源优化以及成本降低。然而，技术落地仍面临数据质量与异构性、模型可解释性不足、隐私伦理问题、系统集成难度以及泛化性不足等挑战。未来，通过标准化数据处理、可解释 AI 研究和跨学科合作，人工智能有望进一步突破瓶颈，为医疗监测提供更高效、精准的解决方案，最终提升患者健康结局和医疗系统效率。

参考文献

- [1] 郭晶, 李红艳, 吴傲阳. 我国医疗卫生资源配置现状与公平性研究 [J]. 中国农村卫生事业管理, 2024, 44(11): 769-75+81.
- [2] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述 [J]. 计算机学报, 2017, 40(06): 1229-51.
- [3] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation; proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), F 7-12 June 2015, 2015 [C].
- [4] 孔令军, 王茜雯, 包云超, 李华康. 基于深度学习的医疗图像分割综述 [J]. 无线电通信技术, 2021, 47(02): 121-30.
- [5] DEMNER-FUSHMAN D, CHAPMAN W W, MCDONALD C J. What can natural language processing do for clinical decision support? [J]. Journal of Biomedical Informatics, 2009, 42(5): 760-72.
- [6] 安莹, 黄能军, 杨荣, 陈先来. 基于深度学习的心血管疾病风险预测模型 [J]. 中国医学物理学杂志, 2019, 36(09): 1103-12.
- [7] HEFFERNAN R, YANG Y, PALIWAL K, ZHOU Y. Capturing non-local interactions by long short-term memory bidirectional recurrent neural networks for improving prediction of protein secondary structure, backbone angles, contact numbers and solvent accessibility [J]. Bioinformatics, 2017, 33(18): 2842-9.
- [8] HERATH D H, WILSON-ING D, RAMOS E, MORSTYN G. Assessing the natural language processing capabilities of IBM Watson for oncology using real Australian lung cancer cases [J]. Journal of Clinical Oncology, 2016, 34(15_suppl): e18229-e.
- [9] KERMANY D S, GOLDBAUM M, CAI W J, et al. Identifying Medical Diagnoses and Treatable Diseases by Image-Based Deep Learning [J]. Cell, 2018, 172(5): 1122-+.
- [10] 糜泽花, 钱爱兵. 智慧医疗发展现状及趋势研究文献综述 [J]. 中国全科医学, 2019, 22(03): 366-70.
- [11] MA F, CHITTA R, ZHOU J, et al. Dipole: Diagnosis Prediction in Healthcare via Attention-based Bidirectional Recurrent Neural Networks [Z]. Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Halifax, NS, Canada; Association for Computing Machinery. 2017: 1903–11.10.1145/3097983.3098088
- [12] 郑志峰. 人工智能时代的隐私保护 [J]. 法律科学(西北政法大学学报), 2019, 37(02): 51-60.

装
订
线