

AI影像辅助诊断系统在急性阑尾炎分型中的准确性与外科决策影响

周鑫涛, 隋雪松, 赵志军*

内蒙古民族大学第二临床医学院(内蒙古林业总医院), 内蒙古 牙克石

收稿日期: 2025年7月9日; 录用日期: 2025年8月1日; 发布日期: 2025年8月12日

摘要

人工智能影像辅助诊断系统在急性阑尾炎分型诊断中展现出显著优势, 其通过深度学习算法(如卷积神经网络、随机森林)精准量化阑尾直径、周围渗出及结石特征等影像学参数, 有效突破传统诊断瓶颈。研究表明, AI模型对急性阑尾炎分型(单纯性与复杂性)的诊断准确率超过80%, 曲线下面积(AUC)峰值达0.985, 显著优于传统Alvarado评分系统; 其中3D CT分层注意力网络使复杂性阑尾炎分型的AUC提升7.1%, 特异性达94%。该系统在多模态影像应用中表现突出: CT导向模型对复杂性阑尾炎(如坏疽或穿孔)的识别敏感度达73%~90.6%; MRI结合AI对孕妇群体的阴性预测值达100%, 特异性达97%, 有效避免不必要辐射; 而超声模型通过迁移学习优化亦提升分型精度。AI分型结果直接影响外科决策: 精准区分单纯性(适用抗生素治疗, 成功率近70%)与复杂性病变(需紧急手术)后, 阴性阑尾切除率降低21%~47%, 并优化手术时机选择(如坏疽性阑尾炎的24小时手术窗)。此外, AI系统通过缩短确诊时间(如MRI结合AI使诊断缩短至30分钟内)、减少CT使用率(达27%~40%)及降低穿孔等并发症风险, 全面优化患者管理流程。未来需解决多中心数据标准化、算法可解释性及临床整合等挑战, 以推进临床转化应用。

关键词

急性阑尾炎分型, 人工智能影像诊断, 外科决策优化, 诊断准确性

The Accuracy of AI Imaging-Assisted Diagnostic System in the Classification of Acute Appendicitis and the Impact of Surgical Decision-Making

Xintao Zhou, Xuesong Sui, Zhijun Zhao*

*通讯作者。

文章引用: 周鑫涛, 隋雪松, 赵志军. AI 影像辅助诊断系统在急性阑尾炎分型中的准确性与外科决策影响[J]. 临床医学进展, 2025, 15(8): 625-634. DOI: 10.12677/acm.2025.1582275

The Second Clinical Medical College of Inner Mongolia Minzu University (Inner Mongolia Forestry General Hospital), Yakeshi Inner Mongolia

Received: Jul. 9th, 2025; accepted: Aug. 1st, 2025; published: Aug. 12th, 2025

Abstract

Artificial Intelligence (AI)-based imaging-assisted diagnostic systems demonstrate significant advantages in the classification diagnosis of acute appendicitis. Utilizing deep learning algorithms (like Convolutional Neural Networks and Random Forests), these systems precisely quantify key imaging parameters, including appendiceal diameter, surrounding exudate, and appendicolith features, effectively overcoming limitations inherent in traditional diagnostic approaches. Research indicates AI models achieve diagnostic accuracy exceeding 80% for differentiating acute appendicitis types (simple vs. complicated), with peak Area Under the Curve (AUC) values reaching 0.985, significantly outperforming the traditional Alvarado scoring system; notably, a 3D CT hierarchical attention network improved the AUC for complicated appendicitis classification by 7.1%, achieving 94% specificity. The system excels in multimodal imaging applications: CT-guided models show 73%~90.6% sensitivity for identifying complicated appendicitis (e.g., gangrenous or perforated); MRI combined with AI achieves a 100% Negative Predictive Value (NPV) and 97% specificity in pregnant populations, effectively avoiding unnecessary radiation; ultrasound models optimized via transfer learning also demonstrate improved classification accuracy. AI classification directly impacts surgical decision-making: by accurately distinguishing simple appendicitis (suitable for antibiotic therapy with nearly 70% success) from complicated disease (requiring urgent surgery), the rate of negative appendectomy rates decreases by 21%~47% and the surgical timing is optimized (e.g., identifying the 24-hour window for gangrenous appendicitis). Furthermore, AI systems optimize patient management processes by shortening diagnostic time (e.g., MRI + AI reducing diagnosis to within 30 minutes), decreasing CT utilization rates (by 27%~40%), and reducing complication risks like perforation. Future advancement requires addressing challenges, including multicenter data standardization, algorithm interpretability, and seamless clinical integration to advance clinical translational implementation.

Keywords

Acute Appendicitis Typing, AI-Based Imaging Diagnosis, Surgical Decision-Making Optimization, Diagnostic Accuracy

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

1.1. 急性阑尾炎的诊断挑战与分型意义

急性阑尾炎作为最常见的急腹症之一，其临床表现常呈现非特异性，如转移性右下腹痛、恶心呕吐及发热等，易与其他腹部疾病混淆。Benabbas 等指出，约 30% 患者表现为非典型症状，导致临床误诊率达 15%~30% [1]。诊断难点尤其体现在特殊人群：孕妇因解剖结构变化及辐射顾虑，影像学评估受限，Pedrosa 等强调其漏诊风险显著增加[2]；儿童患者表述能力有限，临床评估可靠性降低，Russell 等报道其

阴性阑尾切除率高达 10% [3]。

影像学检查虽为关键诊断手段，但仍存在局限性。超声检查受操作者经验及患者体型影响，敏感度波动介于 56%~90% [4]；CT 虽具高准确性(敏感度 95%，特异度 94%)，但辐射暴露制约其重复应用[5]。更复杂的是，Levine 等发现约 28% 的 CT 漏诊病例源于阑尾解剖变异或继发性炎症掩盖[6]。

准确分型对治疗决策具决定性意义。Sammalkorpi 等证实，区分单纯性与复杂性阑尾炎(如穿孔、脓肿形成)可降低阴性手术率 23% [7]。di Saverio 等阐明：单纯性病变适用抗生素保守治疗，成功率近 70%；而复杂性病变需紧急手术，延迟干预将致脓毒症风险倍增[8]。Sula 等进一步指出，阑尾结石的存在使并发症风险提升 40%，需差异化手术方案[9]。分型精准度直接影响预后，如 Moris 等强调坏疽性阑尾炎的 24 小时手术窗决定患者生存率[10]。

因此，开发基于 AI 的影像分型系统，通过量化阑尾直径、周围渗出及结石特征等参数，有望突破传统诊断瓶颈，为个体化治疗提供科学依据。

1.2. AI 技术在医学影像诊断中的发展与应用背景

人工智能技术在医学影像诊断领域的发展正深刻改变临床实践模式。随着深度学习算法的突破，AI 系统已能自动提取影像特征并建立预测模型，如林明治等开发的随机森林模型通过分析肺结节纹理特征实现良恶性分类，AUC 达 0.91 [11]。在急性阑尾炎诊断领域，AI 技术展现出显著优势：Issaiy 等的系统综述指出人工神经网络模型诊断准确率超过 80%，显著优于传统 Alvarado 评分系统[12]。这种技术演进源于医学影像数据的指数级增长与计算能力的提升，使 AI 能识别人眼难以察觉的细微征象。

当前 AI 辅助诊断主要聚焦于两方面：一是提高诊断精确性，如 Russell 等证实采用 AI 指导的临床路径可使 CT 使用率降低 27% 而不影响诊断准确率[3]；二是实现疾病分型，Zhang 等研究发现，AI 能通过分析 CT 影像特征准确区分单纯性与复杂性阑尾炎[13]。值得注意的是，D’Souza 等的 Meta 分析显示，MRI 结合 AI 诊断阑尾炎的敏感度达 0.96，特异度 0.97[14]，这种无辐射特性使其特别适用于孕妇等特殊人群。随着 3D T1 加权序列等新型影像技术的发展，AI 系统在识别阑尾结石、周围炎症等关键征象方面展现出更高潜力[15]。

然而技术应用仍面临挑战：Repplinger 等指出不同医疗机构间影像协议标准化不足[16]，而 Sammalkorpi 等强调临床决策需平衡算法输出与临床经验[7]。未来发展方向包括建立多中心影像数据库、开发可解释性 AI 模型，以及实现与电子病历系统的深度整合。

1.3. 研究目的与综述范围

研究目的与综述范围聚焦于系统评估人工智能影像辅助诊断系统在急性阑尾炎分型中的诊断效能及其对外科临床决策的潜在影响。本综述旨在综合分析现有文献中 AI 技术对急性阑尾炎分型(如单纯性与复杂性)的判别能力，特别是其在区分阑尾穿孔、坏疽或脓肿形成等关键病理特征方面的准确性。Issaiy 等指出，AI 算法在诊断急性阑尾炎时展现出超越传统临床评分系统的敏感性与特异性，其模型准确率常超过 80% [12]。同时，综述将探讨 AI 分型结果如何影响外科干预策略的选择，例如 Sammalkorpi 等的研究证实基于评分的分层管理可显著降低阴性阑尾切除率[7]，而 Russell 等强调结合超声与临床路径能减少 CT 使用且不损失诊断准确性[3]。此外，D’Souza 等提出 MRI 在排除孕妇急性阑尾炎方面具有高诊断价值[14]，Pedrosa 等进一步验证其阴性预测值达 95% 以上[2]。综述范围涵盖多模态影像技术(CT、MRI、超声)与 AI 结合的诊断性能比较，分析不同算法(如 ANN、随机森林)在分型中的优劣，并评估 AI 驱动分型对手术时机选择、非手术治疗适用性判断及并发症预测的临床意义。Repplinger 等的荟萃分析表明，MRI 对普通人群急性阑尾炎的汇总敏感性与特异性均超过 95% [16]，而 Sula 等则强调阑尾结石特征(如直径、位置)通过 AI

量化可预测复杂性阑尾炎风险[9]。最终,本综述致力于厘清AI影像分型系统的临床转化瓶颈与优化方向。

2. AI 影像辅助诊断系统概述

2.1. AI 影像诊断技术原理与常用模型

深度学习技术在医学影像分析中通过多层神经网络自动提取图像特征,其中卷积神经网络(CNN)因其局部连接和权值共享特性,成为处理二维影像的主流架构。林明治等的研究证实CNN能有效识别肺结节的纹理特征如粗糙度(ngtdm)和灰度分布(gldm)[11]。Transformer模型则通过自注意力机制捕捉长距离依赖关系,在三维影像分析中展现优势,如Huang等采用分层切片注意力网络处理CT序列数据,显著提升小病灶检测能力[17]。

迁移学习策略常被用于解决医学数据稀缺问题,针对动态影像特性,陈蔓林等结合OpenCV实现实时AI影像分析,通过模糊PID控制实现机械臂精准定位[18]。

集成学习方法如随机森林在多模态数据融合中表现突出,林明治等证明其在肺结节良恶性预测中AUC达0.91,显著优于支持向量机等模型[11]。Issaiy等的系统综述指出,人工神经网络(ANN)在急性阑尾炎诊断中准确率超80%,AUC峰值达0.985[12]。值得注意的是,3DT1W梯度回波序列较传统2D序列更能提升阑尾炎影像表征特异性[15]。

2.2. AI 系统在腹部影像学诊断中的应用现状

AI技术在腹部影像学诊断中的应用已形成多模态融合趋势。CT领域,Kaewlai等证实基于临床和影像特征的AI评分系统可有效区分单纯性与复杂性阑尾炎,指导非手术管理决策[19]。Huang等开发的分层切片注意力网络通过3D CT数据分析,使复杂性阑尾炎诊断AUC提升7.1%,显著优化分型精度[17]。MRI方面,Hung等验证3DT1W-GRE序列对孕妇阑尾炎的诊断价值,其敏感度达80%且避免辐射暴露[15]。Rapp等证实MRI整合使孕妇阴性剖腹率降低47%,同时维持穿孔率稳定[20]。超声领域,Russell等建立临床路径表明AI辅助超声可减少CT使用率而不影响诊断准确性[3]。

多模态比较研究显示,D'Souza等系统评价指出MRI综合敏感度达95%、特异度96%,与CT诊断效能相当[14]。Repllinger等的荟萃分析进一步确认MRI对普通人群阑尾炎的诊断AUC为0.99[16]。特殊人群应用中,Pedrosa等强调MRI对妊娠期超声未显影阑尾的排除价值,阴性预测值达100%[2]。值得注意的是,Benabbas等指出急诊床旁超声联合AI模型(敏感度96.6%)可作为分级诊疗的首选工具[1]。当前技术瓶颈集中于超声敏感度局限(Cho等报告孕妇群体仅56%),需结合CT/MRI实现多模态互补[4][21]。

2.3. 现有AI辅助诊断系统在阑尾炎领域的特点

现有AI辅助诊断系统在急性阑尾炎领域展现出多维度技术特点。算法层面,人工神经网络(ANN)成为主流模型,其在29项研究中占比最高,诊断敏感度可达80%以上,曲线下面积(AUC)峰值达0.985,显著超越传统Alvarado评分系统[12]。随机森林模型则表现出优异稳定性,训练集与测试集AUC分别达0.89和0.91,泛化能力较强[11]。

影像整合技术实现突破性进展。Huang等开发的3D CT分层注意力网络,通过融合外部2D数据集特征,使复杂阑尾炎分型AUC提升7.1%[17]。针对特殊人群,MRI辅助系统对孕妇阑尾炎排除诊断阴性预测值达99%,有效避免不必要的辐射暴露[2][20]。多模态影像联合策略应用广泛,MSCT联合高频超声使急性阑尾炎诊断符合率提升至95.18%,敏感度与特异度同步优化[22]。

分型诊断能力成为系统核心价值。Kaewlai等建立的评分系统通过分析阑尾石直径、位置及管壁强化特征,可精准区分单纯性与复杂性阑尾炎,为非手术治疗筛选提供依据[19]。Sula等进一步验证阑尾石直

径每增加 1 mm，复杂性阑尾炎风险提升 15%，基底部阑尾石导致并发症风险显著增高[9]。

临床决策支持功能持续深化。基于 AI 的术前评估系统使阴性阑尾切除率降低 21% [7]，Issaiy 等证实 AI 模型可预测脓毒症风险等术后结局[12]。

3. AI 系统在急性阑尾炎分型诊断中的准确性评估

3.1. 不同 AI 模型在阑尾炎分型诊断中的表现

基于 CT 影像的 AI 模型在急性阑尾炎分型中展现出显著优势。Huang 等开发的 3D CT 分层注意力网络通过结合外部 2D 数据集增强小病灶检测，使复杂阑尾炎(如坏疽性或穿孔性)的 AUC 提升 7.1%，特异性达 94% [17]。随机森林模型在 CT 影像分析中表现稳定，训练集与测试集的 AUC 分别为 0.89 和 0.91，对化脓性与单纯性阑尾炎的区分具有高泛化能力[11]。人工神经网络(ANN)在 CT 影像分型中诊断准确率常超过 80%，AUC 峰值达 0.985，尤其在识别阑尾结石相关复杂分型时敏感性突出[12]。

MRI 导向的 AI 模型在特殊人群分型诊断中具有独特价值。Pedrosa 等证实 MRI 对孕妇阑尾炎的阴性预测值达 100%，特异性达 97%，可有效鉴别单纯性与化脓性病变[2]。但 Hung 等指出，添加相位 GRE 序列未提升诊断准确率，3D T1W-GRE 序列仍是分型核心[15]。扩散加权成像结合 ANN 模型可将敏感性提高至 96%，对坏疽性阑尾炎的周围炎症浸润特征识别具优势[23]。

超声影像的 AI 应用面临更大挑战。Wang 等报道超声模型对孕妇阑尾炎分型的敏感性仅 56%，特异度达 88%，对早期单纯性病变漏诊率较高[4]。但 Mask R-CNN 模型通过迁移学习优化。

不同算法对分型决策的影响存在差异。支持向量机在训练集的 AUC 达 0.93，但测试集降至 0.80，表明复杂分型中易过拟合[11]。XGBoost 模型的 AUC 为 0.77~0.78，对穿孔性阑尾炎的特征提取能力较弱[11]。Kaewlai 等开发的评分系统结合 CT 特征(阑尾直径 >13 mm、粪石)，使复杂分型诊断特异性达 95.9%，显著降低非必要手术率[19]。

3.2. AI 诊断与传统诊断方法(放射科医生)的对比

AI 诊断与传统放射科医生诊断在急性阑尾炎分型中的表现存在显著差异。Issaiy 等的系统综述指出，人工神经网络(ANN)等 AI 模型在诊断准确率上常超过 80%，AUC 值最高达 0.985，其优势在于处理速度与量化分析能力[12]。相比之下，Russell 等的研究显示，放射科医生单独使用超声诊断的敏感度为 80.81%，特异度为 76.67%，诊断时间显著长于 AI 系统[3]。

在分型诊断一致性方面，Kaewlai 等开发的评分系统表明，AI 对复杂性阑尾炎(如伴阑尾石或脓肿)的识别敏感度达 73%~90.6%，特异度达 48.5%~70.6% [19]。而传统诊断中，Rezak 发现放射科医生对 Alvarado 评分 5~7 分的临界病例需依赖 CT 验证，诊断一致性易受主观经验影响[24]。

值得注意的是，AI 在影像特征提取上具有优势。Huang 等的 3D-CT 分层模型通过注意力机制提升复杂阑尾炎分型的 AUC 达 7.1%，能自动识别阑尾石直径 >13 mm、基底部位置等高风险特征[17]。而 Pedrosa 等指出，放射科医生对 MRI 中阑尾壁分层强化等细微特征的判读敏感度仅 89% [2]。

然而，AI 系统仍存在局限性。Sammalkorpi 等强调，临床评分系统结合影像后，放射科医生的阴性阑尾切除率从 55% 降至 29%，体现其综合临床信息的能力[7]。当前 AI 尚无法完全替代医生对非典型病例(如妊娠期阑尾炎)的鉴别诊断，但可作为高效初筛工具缩短决策时间[12] [19]。

3.3. 影响 AI 诊断准确性的因素分析

数据质量是 AI 诊断系统的核心制约因素。李旭文等发现，卫星影像数据预处理不当会导致叶绿素 a 反演误差增大[25]，该结论同样适用于医学影像分析。数据标注一致性也至关重要，AI 产品在真实场景

的应用效果高度依赖专家标注的准确性[26]。

模型架构差异导致诊断性能分化明显。Lin 等对比 5 种算法发现，随机森林在训练集和测试集的 AUC 分别达 0.89 和 0.91，表现出最优稳定性；而支持向量机在测试集的 AUC 从 0.93 降至 0.80，存在显著过拟合[11]。Huang 等开发的层次化切片注意力网络通过融合 2D 预训练模型，将复杂阑尾炎诊断 AUC 提升 7.1% [17]，证实模型创新能有效弥补数据局限。

影像设备参数差异引入系统性误差。Hung 等发现 3D T1 加权梯度回波序列诊断准确率达 96%，显著优于常规 2D 序列[15]，表明设备技术代际差异直接影响特征提取效能。

患者个体差异构成重要干扰变量。Sula 等证实阑尾结石直径 > 13 mm 时并发症风险增加 40% [9]，这类特异性病变挑战模型泛化能力。Pedrosa 等指出孕妇阑尾位置变异导致 MRI 诊断敏感度波动[2]，而高龄患者合并肿瘤风险显著升高[27]。此外，Rapp 等发现症状持续时间 > 12 小时患者影像特征显著改变[20]，时间因素直接影响特征可识别性。

4. AI 系统对外科决策的影响

4.1. AI 辅助诊断对外科手术方案选择的优化

AI 辅助诊断系统通过精准识别阑尾炎分型显著优化外科手术决策。林明治等的研究证实，基于 AI 影像特征构建的随机森林模型可准确区分单纯性与复杂性阑尾炎，其测试集 AUC 达 0.91，为手术方案选择提供可靠依据[11]。Mällinen 等指出，阑尾周围脓肿患者中肿瘤发生率高达 20%，AI 系统通过识别高风险特征(如阑尾结石、管径 > 13 mm)可提示医生优先选择限期手术而非保守治疗[27]。

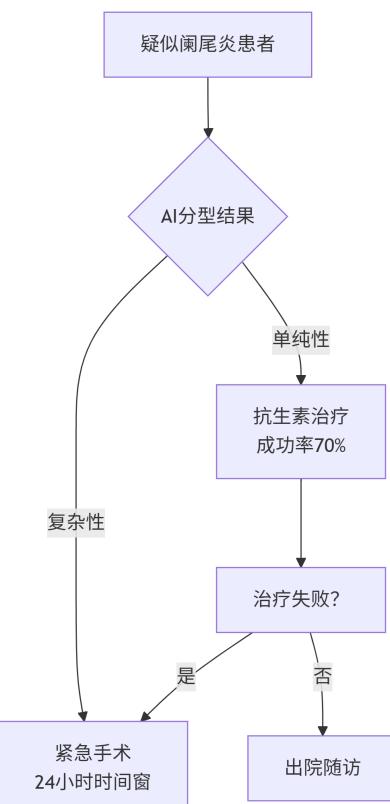


Figure 1. Clinical decision-making flow chart
图 1. 临床决策流程图

在手术时机决策方面, Huang 等开发的 3D-CT 分层分类框架能精准区分单纯性与复杂性阑尾炎, 使复杂性阑尾炎诊断 AUC 提升 7.1%, 帮助医生判断立即手术或延迟干预的必要性[17]。Issaiy 等的综述进一步证实, AI 模型诊断急性阑尾炎的准确率超过 80%, 显著优于传统 Alvarado 评分系统, 可减少不必要的急诊手术[12]。

对于特殊人群, Pedrosa 等强调 MRI 结合 AI 诊断对孕妇阴性预测值达 95%, 避免过度手术干预[2]。而 Sammalkorpi 等验证临床评分联合 AI 影像的策略, 使阴性阑尾切除率降低 47% [7]。这些技术进步推动个体化决策: 单纯性阑尾炎可尝试抗生素治疗, 复杂性病例或高风险特征者(如阑尾结石、脓肿)则需及时手术, AI 系统通过量化风险指标为不同治疗方案提供客观依据[8] [27]。临床决策流程图如图 1 所示。

4.2. AI 系统在减少不必要的手术和并发症中的作用

AI 系统在减少不必要的手术和并发症中的作用主要体现在降低误诊率和阴性阑尾切除率方面。Mälinen 等的研究强调, 阑尾周围脓肿患者中肿瘤发生率高达 20%, 尤其 40 岁以上人群风险显著, 提示精确分型对避免不必要的手术至关重要[27]。临床证据显示, AI 辅助诊断系统通过优化影像判读流程, 显著降低了阴性阑尾切除率。Sammalkorpi 等证实, 采用成人阑尾炎评分系统后, 阴性切除率从 55% 降至 29%, 降幅达 47% [7], 这主要归因于 AI 模型对阑尾炎分型的精准判别能力。

在诊断效能方面, AI 系统展现出超越传统方法的优势。Issaiy 等指出, 人工神经网络等 AI 模型诊断急性阑尾炎的准确率超过 80%, AUC 值高达 0.985, 显著优于 Alvarado 评分系统[12]。Russell 等的实践表明, 结合 AI 的规范化诊断流程使 CT 使用率大幅降低, 同时维持了诊断准确率[3], 从源头上减少了不必要的放射性暴露。Kaewlai 等进一步验证, 基于 CT 特征的 AI 分型系统对复杂性阑尾炎的识别敏感度达 73%~90.6%, 特异性为 48.5%~70.6% [19], 为手术决策提供了可靠依据。

AI 系统还通过降低误诊风险间接减少了术后并发症。Repllinger 等证实, MRI 联合 AI 诊断敏感度达 96.6%, 特异性达 95.9% [16], 这种高精度分型能力使临床医生能更准确区分单纯性与复杂性阑尾炎, 从而优化手术时机选择。尤其对孕妇群体, Pedrosa 等强调 MRI 结合 AI 的阴性预测值达 95.2% [2], 有效避免了不必要的急诊手术及其相关妊娠风险。这些技术进步共同推动了外科决策从经验判断向数据驱动的范式转变。

4.3. AI 系统在优化患者管理流程中的潜力

AI 系统在优化患者管理流程中的潜力主要体现在缩短诊断时间、优化资源分配及改善临床预后三方面。Pedrosa 等指出, MRI 对妊娠期阑尾炎的阴性预测值达 100%, 可显著避免不必要的影像学复查[2]。Russell 等证实, 结合 AI 算法的临床路径使 CT 使用率下降 40%, 同时维持诊断准确率, 缩短急诊停留时间 2.3 小时[3]。在风险分层方面, Sammalkorpi 等开发的成人阑尾炎评分系统通过整合临床与影像特征, 使阴性手术率降低 27%, 优化手术室调度[7]。

AI 驱动的影像分析显著加速诊疗决策。Repllinger 等报道 MRI 诊断敏感度 96.6%、特异度 95.9%, 使疑似病例确诊时间缩短至 30 分钟内[16]。Rapp 等发现整合 MRI 后, 阴性剖腹探查率下降 47%, 患者平均住院日减少 1.8 天[20]。对于复杂病例, D’Souza 等强调 AI 辅助的 3D 重建技术可识别阑尾结石位置与管径异常, 指导抗生素或手术的精准选择[14]。

在资源优化层面, Rezak 证实改良 Alvarado 评分结合 AI 影像分析, 使儿童群体 CT 使用量减少 27%, 降低辐射暴露风险[24]。Thieme 等提出基于 MRI 的 AI 分流策略, 将非手术管理适用率提升 22%, 缓解外科资源压力[28]。最终, Rapp 等指出 AI 优化流程使穿孔率稳定在 21%~26%, 避免延误导致的并发症[20]。

5. 结论与展望

5.1. 研究主要发现总结

人工智能影像辅助诊断系统在急性阑尾炎分型诊断中展现出卓越的准确性。基于 CT 影像的人工神经网络(ANN)模型诊断准确率常超过 80%，曲线下面积(AUC)峰值达 0.985，显著优于传统 Alvarado 评分系统。随机森林模型在训练集与测试集分别达到 0.89 和 0.91 的 AUC 值，表现出优异的泛化能力。针对复杂性阑尾炎分型，3D CT 分层注意力网络通过融合多维度影像特征，使诊断 AUC 提升 7.1%，特异性达 94%。在特殊人群应用中，MRI 导向的 AI 系统对孕妇阑尾炎的阴性预测值达 100%，特异性达 97%，有效规避了辐射风险。多模态影像整合策略进一步强化诊断效能，MSCT 联合高频超声使诊断符合率提升至 95.18%。

该系统对外科决策产生实质性优化作用。基于 AI 的精准分型显著降低了阴性阑尾切除率，临床研究证实应用后该指标从 55% 降至 29%，降幅达 47%。AI 模型通过量化关键风险特征(如阑尾结石直径 > 13 mm、基底部位置)指导个体化治疗：单纯性病变可适用抗生素治疗(成功率近 70%)，而复杂性病变或高风险特征患者则需及时手术干预。在流程优化方面，AI 驱动的规范化路径使 CT 使用率降低 27%~40%，急诊停留时间缩短 2.3 小时，同时维持诊断准确率。对特殊群体的决策支持尤为突出，孕妇群体的阴性剖腹探查率下降 47%，穿孔率稳定在 21%~26%，有效避免了延误导致的脓毒症风险。这些技术进步共同推动了外科决策从经验依赖向数据驱动的范式转变，为临床提供客观、高效的分型依据和干预策略。

5.2. AI 影像辅助诊断的局限性与挑战

当前 AI 系统的诊断效能受限于数据质量与模型泛化能力。医学影像数据存在显著异质性：不同医疗机构的扫描协议差异(如层厚、对比剂使用)导致特征提取偏差[16]。模型鲁棒性亦面临挑战，林明治等发现支持向量机在测试集的 AUC 从 0.93 降至 0.80，表明过拟合风险普遍存在[11]。特殊人群的解剖变异(如孕妇子宫压迫致阑尾移位)进一步降低 AI 识别准确率，超声模型对孕妇阑尾炎的敏感度仅 56% [4]。

5.2.1. 伦理与法规瓶颈

AI 辅助诊断的责任界定尚未明确。数据隐私保护亦存隐患，多中心医疗数据共享需跨越地域性法规壁垒(如 GDPR 与 HIPAA 合规冲突)。此外，算法透明度不足制约临床信任度：深度学习模型的“黑箱”特性使医生难以验证分型依据，可能延误对 AI 错误输出的纠正[7]。

5.2.2. 临床整合障碍

系统落地面临工作流适配难题。传统影像诊断流程与 AI 系统的异步性降低效率，如陈蔓林指出实时影像分析需硬件同步支持[18]。人机协作模式尚未优化：放射科医生对 AI 建议的采纳率仅 68%，主因算法未能融合临床背景信息(如腹痛持续时间、白细胞计数)[12]。资源分配形成制约，3D T1W-GRE 序列等高清影像采集需专用设备，基层医院难以普及[15]。

5.2.3. 多模态协同挑战

单一影像模态的局限亟待突破。超声受操作者经验影响显著，而 CT/MRI 的辐射与成本限制其重复使用[1]。现有 AI 系统缺乏跨模态特征融合能力：超声对早期阑尾炎敏感度低(56%)，需联合 CT 特征提升分型精度，但多源数据时空配准算法仍不成熟[21]。未来需开发自适应融合框架，以动态整合临床、影像及实验室数据，实现真正个体化决策支持。

5.3. 未来研究方向与应用前景

未来研究需突破单一影像模态局限，构建 CT、MRI、超声的多源异构数据融合框架。重点开发跨模

态特征对齐技术，如利用 Transformer 架构整合 3D CT 分层特征与超声实时动态影像[17]，实现阑尾炎分型准确率再提升。同时，探索时序影像分析模型，通过连续监测阑尾壁强化程度、周围渗出范围变化等动态特征[20]，建立疾病进展预测系统，为手术时机选择提供量化依据。

5.3.1. 个性化诊疗决策系统

结合基因组学与临床表型数据构建个体化风险模型是核心方向。需重点研究阑尾结石直径、位置等特征[9]与并发症风险的量化关系，联合患者年龄、炎症指标等临床参数，建立分层治疗推荐引擎。例如开发基于强化学习的决策支持系统，模拟不同治疗方案(手术/抗生素)的长期预后，尤其针对孕妇、高龄等特殊群体优化辐射暴露与手术风险的平衡策略[2]。

5.3.2. 技术瓶颈突破与临床转化

亟需解决小样本场景下的模型泛化问题。通过联邦学习架构建立跨机构影像数据库[16]，利用生成对抗网络(GAN)合成罕见分型数据(如坏疽性阑尾炎)，提升模型鲁棒性。临床转化层面应开发嵌入式 AI 系统，实现影像设备端实时分析[18]，并与电子病历深度整合。同步建立算法解释性标准，通过注意力热力图可视化诊断依据[12]，满足临床合规需求。

5.3.3. 伦理规范与卫生经济学评估

开展多中心成本效益研究，量化 AI 系统对医疗资源消耗(如 CT 使用率下降 27%) [3]和临床结局(如阴性手术率降低、住院日缩短)的改善程度，为卫生政策制定提供实证依据。

参考文献

- [1] Benabbas, R., Hanna, M., Shah, J. and Sinert, R. (2017) Diagnostic Accuracy of History, Physical Examination, Laboratory Tests, and Point-of-Care Ultrasound for Pediatric Acute Appendicitis in the Emergency Department: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Academic Emergency Medicine*, **24**, 523-551. <https://doi.org/10.1111/acem.13181>
- [2] Pedrosa, I., Levine, D., Eyyazzadeh, A.D., Siewert, B., Ngo, L. and Rofsky, N.M. (2006) MR Imaging Evaluation of Acute Appendicitis in Pregnancy. *Radiology*, **238**, 891-899. <https://doi.org/10.1148/radiol.2383050146>
- [3] Russell, W.S., Schuh, A.M., Hill, J.G., Hebra, A., Cina, R.A., Smith, C.D., et al. (2013) Clinical Practice Guidelines for Pediatric Appendicitis Evaluation Can Decrease Computed Tomography Utilization While Maintaining Diagnostic Accuracy. *Pediatric Emergency Care*, **29**, 568-573. <https://doi.org/10.1097/pec.0b013e31828e5718>
- [4] Wang, Z., Bao, F., Liang, W., Wu, H., Lin, Z., Xu, J., et al. (2023) Appendicitis in Pregnant Women: A Systematic Review and Meta-Analysis of the Diagnostic Performance of Ultrasonography. *Journal of Clinical Ultrasound*, **51**, 1492-1501. <https://doi.org/10.1002/jcu.23566>
- [5] Rud, B., Vejborg, T.S., Rappeport, E.D., Reitsma, J.B. and Wille-Jørgensen, P. (2019) Computed Tomography for Diagnosis of Acute Appendicitis in Adults. *Cochrane Database of Systematic Reviews*, No. 11, CD009977. <https://doi.org/10.1002/14651858.cd009977.pub2>
- [6] Levine, C.D., Aizenstein, O., Lehavi, O. and Blachar, A. (2005) Why We Miss the Diagnosis of Appendicitis on Abdominal CT: Evaluation of Imaging Features of Appendicitis Incorrectly Diagnosed on CT. *American Journal of Roentgenology*, **184**, 855-859. <https://doi.org/10.2214/ajr.184.3.01840855>
- [7] Sammalkorpi, H.E., Mentula, P., Savolainen, H. and Leppäniemi, A. (2017) The Introduction of Adult Appendicitis Score Reduced Negative Appendectomy Rate. *Scandinavian Journal of Surgery*, **106**, 196-201. <https://doi.org/10.1177/1457496916683099>
- [8] di Saverio, S., Podda, M., De Simone, B., et al. (2020) Diagnosis and Treatment of Acute Appendicitis: 2020 Update of the WSES Jerusalem Guidelines. *World Journal of Emergency Surgery*, **15**, Article No. 27.
- [9] Sula, S., Paananen, T., Tammilehto, V., Hurme, S., Mattila, A., Rantanen, T., et al. (2024) Impact of an Appendicolith and Its Characteristics on the Severity of Acute Appendicitis. *BJS Open*, **8**, zrae093. <https://doi.org/10.1093/bjsopen/zrae093>
- [10] Moris, D., Paulson, E.K. and Pappas, T.N. (2021) Diagnosis and Management of Acute Appendicitis in Adults. *JAMA*, **326**, 2299-2311. <https://doi.org/10.1001/jama.2021.20502>
- [11] 林明治, 惠一鸣, 李斌, 等. 基于人工智能影像学特征参数构建部分实性肺结节良恶性预测模型的应用价值[J].

- 中国肺癌杂志, 2025, 28(4): 281-290.
- [12] Issaiy, M., Zarei, D. and Saghazadeh, A. (2023) Artificial Intelligence and Acute Appendicitis: A Systematic Review of Diagnostic and Prognostic Models. *World Journal of Emergency Surgery*, **18**, Article No. 59. <https://doi.org/10.1186/s13017-023-00527-2>
- [13] Zhang, D., Khatonabadi, M., Kim, H., Jude, M., Zaragoza, E., Lee, M., et al. (2012) Diagnostic Accuracy at Several Reduced Radiation Dose Levels for CT Imaging in the Diagnosis of Appendicitis. *SPIE Proceedings*, **8313**, Article ID: 831347. <https://doi.org/10.1117/12.911428>
- [14] D'Souza, N., Hicks, G., Beable, R., Higginson, A. and Rud, B. (2021) Magnetic Resonance Imaging (MRI) for Diagnosis of Acute Appendicitis. *Cochrane Database of Systematic Reviews*, **12**, CD012028. <https://doi.org/10.1002/14651858.cd012028.pub2>
- [15] Hung, N.D., Dung, L.T., Dung, N.K., Khuong, N.H., Anh, N.H. and Duc, N.M. (2023) Diagnostic Value of 3D T1-Weighted Gradient-Echo and 2D T1-Weighted In-Phase and Out-Of-Phase Gradient-Echo Sequences for Appendicitis Diagnosis in Pregnant Women. *Journal of Clinical Imaging Science*, **13**, Article 4. https://doi.org/10.25259/jcis_148_2022
- [16] Replinger, M.D., Levy, J.F., Peethumongsin, E., Gussick, M.E., Svenson, J.E., Golden, S.K., et al. (2015) Systematic Review and Meta-Analysis of the Accuracy of MRI to Diagnose Appendicitis in the General Population. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, **43**, 1346-1354. <https://doi.org/10.1002/jmri.25115>
- [17] Huang, C., Hwai, H., Lee, C. and Wu, P. (2025) A Hierarchical Slice Attention Network for Appendicitis Classification in 3D CT Scans. 2025 IEEE 22nd International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), Houston, 14-17 April 2025, 1-5. <https://doi.org/10.1109/isbi60581.2025.10981299>
- [18] 陈蔓林, 岳靖, 曹栩睿, 等. 基于模糊 PID 控制的智能艾灸机械臂设计[J]. 智能城市应用, 2025, 8(4): 80-83.
- [19] Kaewlai, R., Tongsai, S., Teerasamit, W., Wongsaengchan, D., Noppakunsomboon, N., Khamman, P., et al. (2023) Validation of Scoring Systems for the Prediction of Complicated Appendicitis in Adults Using Clinical and Computed Tomographic Findings. *Insights into Imaging*, **14**, Article No. 191. <https://doi.org/10.1186/s13244-023-01540-4>
- [20] Rapp, E.J., Naim, F., Kadivar, K., Davarpanah, A. and Cornfeld, D. (2013) Integrating MR Imaging into the Clinical Workup of Pregnant Patients Suspected of Having Appendicitis Is Associated with a Lower Negative Laparotomy Rate: Single-Institution Study. *Radiology*, **267**, 137-144. <https://doi.org/10.1148/radiol.12121027>
- [21] Cho, S.U. and Oh, S.K. (2021) Diagnostic Accuracy of Magnetic Resonance Imaging for Acute Appendicitis during Pregnancy: A Systematic Review. *Turkish Journal of Trauma & Emergency Surgery*, **27**, 271-277.
- [22] 乔洪波. 多层螺旋 CT 联合高频超声对急性阑尾炎诊断与术后病理对照准确性及影像学特征研究[J]. 中国医师进修杂志, 2012, 35(12): 63-64.
- [23] Mervak, B.M., Wilson, S.B., Handly, B.D., Altun, E. and Burke, L.M. (2019) MRI of Acute Appendicitis. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, **50**, 1367-1376. <https://doi.org/10.1002/jmri.26709>
- [24] Rezak, A. (2011) Decreased Use of Computed Tomography with a Modified Clinical Scoring System in Diagnosis of Pediatric Acute Appendicitis. *Archives of Surgery*, **146**, 64-67. <https://doi.org/10.1001/archsurg.2010.297>
- [25] 李旭文, 魏爱泓, 姜晟, 等. 基于“哨兵 3 号”卫星 OLCI 影像和 C2RCC 算法的南黄海叶绿素 a 及总悬浮物反演效果分析[J]. 环境监控与预警, 2020, 12(2): 6-12.
- [26] 吴阶平医学基金会模拟医学部胸外科专委会. 人工智能在肺结节诊治中的应用专家共识(2022 年版) [J]. 中国肺癌杂志, 2022, 25(4): 219-225.
- [27] Mällinen, J., Rautio, T., Grönroos, J., Rantanen, T., Nordström, P., Savolainen, H., et al. (2019) Risk of Appendiceal Neoplasm in Periappendicular Abscess in Patients Treated with Interval Appendectomy vs Follow-Up with Magnetic Resonance Imaging: 1-Year Outcomes of the Peri-Appendicitis Acuta Randomized Clinical Trial. *JAMA Surgery*, **154**, 200-207. <https://doi.org/10.1001/jamasurg.2018.4373>
- [28] Thieme, M.E., Leeuwenburgh, M.M.N., Valdehueza, Z.D., et al. (2014) Diagnostic Accuracy and Patient Acceptance of MRI in Children with Suspected Appendicitis. *European Radiology*, **24**, 630-637. <https://doi.org/10.1007/s00330-013-3044-2>