

人工智能预测模型在肠梗阻管理中的应用综述 及对小儿肠梗阻的启示

汤臻迪^{1,2}, 康 权^{1,2,3*}

¹重庆医科大学附属儿童医院普外创伤外科, 重庆

²儿童少年健康与疾病国家临床医学研究中心, 重庆

³结构性出生缺陷与器官修复重建重庆市重点实验室, 重庆

收稿日期: 2026年1月5日; 录用日期: 2026年1月29日; 发布日期: 2026年2月9日

摘 要

目的: 系统评估人工智能(AI)与深度学习(DL)在肠梗阻诊疗中的应用现状, 重点探讨其向小儿肠梗阻领域转化的潜力、挑战与路径。方法: 通过系统文献回顾, 梳理AI在腹部医学影像及临床决策支持中的应用进展, 总结小儿肠梗阻的临床研究现状与决策困境, 并分析成人肠梗阻AI模型的技术经验与局限。结果: DL在成人肠梗阻的影像自动检测与风险预测方面已建立较完整的方法学体系, 部分模型达到临床级性能(AUC > 0.95)。然而, 针对小儿肠梗阻的AI研究仍属空白。儿科独特生理特征、高质量标注数据稀缺、模型可解释性需求及临床转化障碍构成主要挑战。结论: 开发基于多模态数据的儿科专用可解释预测模型具有明确临床必要性与技术可行性。未来需通过联邦学习构建儿科数据集, 利用迁移学习与域自适应技术突破数据瓶颈, 并通过前瞻性临床试验验证模型效用。跨学科协作是推动该领域从经验驱动向数据驱动转型的关键。

关键词

人工智能, 多模式学习, 肠梗阻, 儿童, 预测模型

A Review of Artificial Intelligence Prediction Models in the Management of Intestinal Obstruction and Their Implications for Pediatric Intestinal Obstruction

Zhendi Tang^{1,2}, Quan Kang^{1,2,3*}

¹Department of General Surgery and Trauma Surgery, Children's Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing

*通讯作者。

文章引用: 汤臻迪, 康权. 人工智能预测模型在肠梗阻管理中的应用综述及对小儿肠梗阻的启示[J]. 临床医学进展, 2026, 16(2): 1807-1814. DOI: 10.12677/acm.2026.162574

²National Clinical Research Center for Children and Adolescents' Health and Diseases, Ministry of Education
Key Laboratory of Child Development and Disorders, Chongqing

³Chongqing Key Laboratory of Structural Birth Defect and Reconstruction, Chongqing

Received: January 5, 2026; accepted: January 29, 2026; published: February 9, 2026

Abstract

Objective: To systematically evaluate the current applications of artificial intelligence (AI) and deep learning (DL) in the diagnosis and treatment of intestinal obstruction, with a focus on their potential for translation into pediatric intestinal obstruction, along with associated challenges and pathways. **Methods:** Through a systematic literature review, key advances of DL in medical fields such as pathological diagnosis, image analysis, and clinical decision support were synthesized. The current state of clinical research and decision-making dilemmas in pediatric intestinal obstruction were summarized, and the technical experiences and limitations of AI models in adult intestinal obstruction were analyzed. **Results:** DL has established a relatively complete methodological framework for the automatic detection of imaging features and risk prediction in adult intestinal obstruction, with some models achieving clinical-grade performance (AUC > 0.95). However, AI research specifically targeting pediatric intestinal obstruction remains lacking. Major challenges include the unique physiological characteristics of the pediatric population, scarcity of high-quality annotated data, demand for model interpretability, and barriers to clinical translation. **Conclusion:** The development of a pediatric-specific, interpretable prediction model based on multimodal data demonstrates clear clinical necessity and technical feasibility. Future efforts should focus on constructing pediatric datasets through federated learning, overcoming data bottlenecks using transfer learning and domain adaptation techniques, and validating model utility via prospective clinical trials. Interdisciplinary collaboration is essential to drive the transformation of this field from experience-driven to data-driven paradigms.

Keywords

Artificial Intelligence, Multimodal Learning, Intestinal Obstruction, Children, Prediction Model

Copyright © 2026 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

随着人工智能(AI)技术的快速发展,深度学习(DL)作为其关键分支,在临床医学中的应用日益广泛,展现出变革医疗实践的潜力。小儿肠梗阻作为常见的外科急腹症,其早期准确诊断与及时手术决策对改善患儿预后至关重要。然而,该病临床表现多样且缺乏特异性,传统影像学检查(如X线、超声、CT)虽有助于诊断,但其解读高度依赖于医师经验,导致诊断与手术时机选择存在较大主观差异[1]。深度学习在医学图像识别领域取得显著进展,能够通过多层神经网络自动提取特征,实现对复杂影像的精准分类与分析[2]。已有研究将DL模型应用于成人肠梗阻的影像诊断,甚至用于评估梗阻严重程度[3],然而,针对小儿肠梗阻手术决策的深度学习研究仍未见系统报道。本综述旨在系统回顾深度学习在肠梗阻诊断中的最新进展,重点探讨其在小儿肠梗阻中的应用潜力、当前挑战与未来方向,以期为该领域的临床决策与科研探索提供参考。

2. AI 在腹部医学影像中的应用进展

2.1. 急性阑尾炎

在腹部医学影像中, AI 技术正展现出显著的临床应用潜力, 尤其在急性阑尾炎(AA)的诊断、分类与治疗决策支持方面取得重要进展。一方面, 系统综述研究表明, 基于人工神经网络(ANN)和卷积神经网络(CNN)的 AI 模型在 CT 等影像诊断中表现出较高的准确性(部分 AUC 达 0.985), 其性能常优于传统临床评分系统, 且在预后预测中也具有潜力, 尽管多数研究仍存在偏倚风险[4]。另一方面, 针对 AA 分类的研究进一步推动了影像与临床数据融合的模型构建, 例如基于随机森林算法的临床-放射组学融合模型在区分复杂性与单纯性 AA 方面表现出较优的判别能力(测试集 AUC 达 0.84), 并已开发为在线工具以提升临床可用性[5]。此外, 在儿科阑尾炎的超声影像分析中, 可解释机器学习模型(如多视角概念瓶颈模型)不仅实现了较高的诊断性能(AUROC 0.80), 还支持临床干预与理解, 为多模态、可解释的 AI 辅助决策提供了新路径[6]。

2.2. 急性肠套叠

在儿科急腹症影像学领域, 人工智能技术正逐步成为肠套叠诊断、复发预测与治疗决策支持的重要工具。研究显示, 基于腹部 X 线摄影与超声(US)的多模态深度学习模型在肠套叠筛查与复发预测中展现出优异性能。例如, 针对复发预测, 融合超声与 X 线影像的堆叠融合模型(如 LightGBM) AUC 可达 0.897, 显著优于单一影像模型[7]。在筛查诊断方面, 基于多中心数据升级的 AI 模型在外部验证中 AUC 达 86.2%, 并能显著提升放射科医师(尤其是经验较浅者)的诊断特异性与整体准确率, 凸显了 AI 在急诊分诊中的辅助价值[8]。此外, 在治疗决策支持方面, 整合深度学习影像特征与临床特征的联合模型, 在预测 8 个月以下婴幼儿肠套叠手术干预需求中表现出更高稳定性(前瞻验证 AUC 达 0.890), 优于单一临床或影像模型[9]。这些进展表明, AI 正从单一影像分析向多模态融合、临床整合及实时决策支持方向发展, 为肠套叠的早期识别、风险分层与个性化治疗提供了有力工具。

2.3. 急性肠穿孔

在气腹(腹腔游离气体)的影像诊断中, 人工智能技术正展现出显著的辅助潜力, 尤其是在 CT 与 X 线影像的自动检测方面。基于腹部 CT 扫描的深度学习模型在回顾性、前瞻性 & 外部验证中均表现出高特异性(0.97~0.99)与良好的敏感性(0.81~0.83), 在排除微量气体(<10 mL)后敏感性可进一步提升至 0.92~0.98, 表明其在急诊环境中可提供快速、一致的辅助诊断[10]。另一方面, 针对腹部 X 线摄影(包括仰卧位与直立位)中气腹检测的难点, 研究通过结合知识蒸馏与半监督学习(DISTL 方法), 构建了在有限标注数据下仍具有较高判别能力的模型, 其在内部与外部验证中 AUC 分别达 0.881~0.968 (仰卧位/直立位)和 0.835~0.944, 并能够提升放射科医师的诊断表现[11]。这些进展表明, AI 不仅能有效辅助气腹的早期、准确识别, 还可通过多模态预训练与半监督策略缓解标注数据不足的瓶颈, 为急诊与基层环境中气腹的智能化筛查与分诊提供了可靠工具。

2.4. 临床决策支持

总体而言, AI 在腹部影像中正从单一影像分析向多模态、可解释、临床可用的集成系统方向发展, 有望进一步提升阑尾炎等急腹症的诊疗精准性与效率。深度学习模型通过整合多模态临床数据, 为疾病预后预测与个体化治疗提供支持。在肿瘤学中, 结合基因组、病理影像与临床随访信息的深度学习系统, 能够预测治疗反应并为个体化方案制定提供依据[12]。预后预测是临床疾病的重要组成部分, 因为预期的疾病最终走向和生存可能性可以为治疗决策提供信息[13]。在生存分析领域, 传统 Cox 比例风险模型因

线性假设限制, 难以捕捉变量间复杂非线性关系[14]。相比之下, 深度生存模型如 DeepSurv、COX-Net 及 AECCOX 通过神经网络结构灵活建模, 已在多项研究中表现出优于传统 Cox 模型及经典机器学习方法的预测性能[15] [16]。这些进展为构建更精准、可解释的临床预测工具奠定了方法学基础。

3. 小儿肠梗阻领域研究进展

近年来, 小儿肠梗阻的临床研究在治疗策略优化和风险分层方面取得了重要进展。粘连性小肠梗阻 (ASBO) 作为该群体的常见类型, 其管理正从经验性决策向循证化、个体化方向演进。

当前研究表明, 非手术治疗 (NOM) 可作为多数 ASBO 患儿的一线选择, 但其成功率受关键临床因素影响。Hyak 等人发现, 年龄是 NOM 结局的独立预测因子, 1 岁以下患儿手术干预需求显著增高, 且 NOM 失败风险更大; 该研究建议对疑似 NOM 失败的病例 (尤其婴幼儿) 在 48 小时内实施手术干预, 以降低肠坏死风险[17]。这一发现强调了早期识别高风险群体对于治疗决策的重要性。

在预后预测方面, 多项研究通过回顾性分析明确了手术管理的相关因素。Deng 等人通过对 712 例患儿的分析, 确定初始手术为急诊手术、采用中线切口、以及现病史中明确的肠梗阻症状是后续需手术干预的独立预测因素[18]。Liu 等人的研究则进一步揭示了肠缺血可逆性的相关指标: 在不可逆肠缺血组中, 无腹部手术史、低血清白蛋白水平及超声检测到腹水的比例显著更高[19]。这些发现为临床风险分层提供了重要依据。

与此同时, 治疗技术也在不断革新。Nguyen 与 Holland 的系统综述指出, 微创手术技术的应用以及防粘连材料 (如 Seprafilm) 在儿科领域的探索, 为降低术后粘连复发风险提供了新的思路[20]。

然而, 尽管现有研究已识别出若干预测因子, 目前临床仍缺乏一个整合多维度临床与影像特征、能够量化评估手术紧迫性的标准化工具。当前决策仍依赖于医师对离散指标的主观综合判断, 这可能导致治疗异质性和预后差异。因此, 开发基于循证证据、具备高判别性能的临床预测模型, 已成为该领域亟待突破的关键课题。

4. 人工智能深度学习在成人肠梗阻领域的研究进展

人工智能与深度学习在成人肠梗阻诊疗中的应用正迅速发展, 尤其在医学影像自动分析领域已取得系列重要进展, 为儿科领域的拓展提供了坚实的方法学基础与技术范式, 研究主要集中于以下三个方向。

4.1. 基于 X 线平片的自动检测与分类

Kim 等人通过迁移学习策略, 将预训练卷积神经网络成功应用于腹部 X 线平片的小肠梗阻识别, 其模型 AUC 达 0.961, 敏感性 91%, 特异性 93%, 展现了深度学习在二维影像诊断中的高效性能[3]。Cheng 等进一步系统探究了训练数据规模对模型性能的影响, 发现当正样本数超过 200 例时模型性能趋于稳定, 这一发现为医学影像人工智能研究的数据需求提供了重要参考[21] [22]。然后他们探讨了深度卷积神经网络是否能够通过有限的图像数据训练, 以检测仰卧位腹部 X 光片上的小肠梗阻模式。研究使用了 3663 张临床仰卧位腹部 X 光片的灰度图像, 通过迁移学习训练了一个大型卷积神经网络。这表明, 即使训练数据有限, 经迁移学习优化的深度卷积神经网络仍能有效识别仰卧位 X 线中的肠梗阻特征模式[22]。

4.2. 基于 CT 影像的精细分析与风险分层

更复杂的 CT 影像分析为深度学习应用提供了更广阔空间。Murphy 等创新性地采用眼动追踪技术捕获放射科医师的视觉关注区域, 以此生成肠道分割与直径测量的高质量标注数据, 并在此基础上训练了 2D 与 3D 卷积神经网络, 为开发符合临床认知的可解释模型提供了新思路[23]。Seungmin Oh 等构建的优化 3D 卷积神经网络分类器, 采用双分支架构与深度保留池化技术, 在包含 578 例患者、超过 38,000 张

CT 图像的数据集中成功实现了高级别小肠梗阻的自动预测[24], 显示出深度学习在梗阻严重程度分级方面的潜力。

4.3. 基于临床数据的预后预测模型

除影像分析外, 人工智能在临床预后预测中也展现价值。Zhou 等利用 XGBoost 和决策树等机器学习算法, 构建了腹腔镜结直肠癌术后肠梗阻风险的预测模型, 证明了此类算法在整合多维度临床特征进行风险分层方面的实用性与有效性[25]。

这些研究表明, 深度学习技术已在成人肠梗阻的自动检测、特征量化与风险预测等多个环节形成较为完整的方法学体系。然而, 现有研究多为单中心回顾性设计, 模型普遍缺乏多中心外部验证, 且可解释性不足制约其临床转化。特别需要注意的是, 成人数据训练的模型不能直接应用于儿科群体, 必须针对儿童特有的解剖结构、生理参数、疾病谱及影像表现进行系统的模型重构与验证, 这将是该技术向小儿肠梗阻领域拓展的关键前提。

5. 讨论: 构建小儿肠梗阻 AI 预测模型——范式转移的机遇、路径与挑战

本综述系统回顾了 AI/DL 技术在临床医学及成人肠梗阻诊疗中的进展, 并剖析了小儿肠梗阻当前临床决策的困境。综合来看, 开发一个面向小儿肠梗阻手术决策的 AI 预测模型, 不仅是一项技术应用, 更可能引领该领域实现从“经验驱动”到“数据驱动与经验融合”的范式转移。本节将深入探讨这一转移的可行性、核心挑战及实现路径。

5.1. 范式转移的可行性: 技术成熟度与临床需求的契合

生态已为这一转移奠定了基础。首先, 方法论已得到验证: 如第 4 章所示, 基于 CNN 的模型在成人肠梗阻影像识别中已达到临床级性能(AUC > 0.95) [3] [24]; 而 DeepSurv 等深度生存模型及 XGBoost 等集成学习算法, 在整合多模态数据预测临床事件方面显示出超越传统统计模型的优势[15] [16] [25]。其次, 临床需求明确且迫切: 如第 3 章所述, 现有基于孤立预测因子(如年龄、腹水)的决策模式, 导致治疗异质性高[17]-[19]。一个能够融合影像组学、时序生理参数及实验室指标的动态预测模型, 有望提供更客观、连续的风险评估, 填补当前标准化工具的空缺。

5.2. 核心挑战与创新性解决方案

然而, 实现这一转移面临儿科特有的重大挑战, 要求解决方案必须具备创新性。

5.2.1. 稀缺与异构性

高质量、标注完善的儿科影像-临床配对数据集规模有限。解决方案路径: 联邦学习: 作为突破数据孤岛的关键技术, 允许多个机构在不共享原始数据的情况下协同训练模型, 是应对儿科数据分散和隐私要求的理想范式[26]。迁移学习与域自适应: 可利用在大型成人腹部 CT 数据集或自然图像上预训练的模型进行初始化, 再通过域自适应技术(如对抗性训练)减小成人源域与小儿目标域之间的分布差异, 从而在有限的小儿数据上实现高性能微调[27]。合成数据生成: 在严格监管下, 探索使用生成对抗网络生成具有特定病理特征的合成小儿腹部影像, 用于数据增强, 以解决罕见类型肠梗阻样本不足的问题。

5.2.2. 模型的可解释性与临床信任

复杂的“黑箱”模型难以被临床医生接纳。解决方案路径: 必须将可解释性 AI 嵌入模型开发全流程。采用如 SHAP、LIME 等事后解释方法, 以及注意力机制、可解释卷积过滤器等事中可解释架构, 可视化模型决策所依据的关键影像区域(如特定肠袢的扩张程度)和临床特征(如乳酸水平的动态变化)。这不仅

增强信任, 更能帮助医生发现新的、可量化的生物标志物[28]。

5.2.3. 从静态预测到动态风险监控

肠梗阻病情是动态演变的。解决方案路径: 模型架构需从处理单一时点数据, 升级为处理时序数据。可引入循环神经网络或 Transformer 模块, 连续纳入患儿入院后生命体征、症状评分、实验室结果的序列数据, 输出随时间变化的风险曲线, 从而识别出“风险拐点”, 为干预提供最佳时间窗预警。

5.3. 未来研究框架与临床转化路线图

未来的研究应超越单纯的技术模仿, 致力于构建一个以临床价值为导向的闭环系统。我们建议遵循以下路线图:

阶段一(基础构建): 建立多中心协作联盟, 制定小儿肠梗阻影像与临床数据标准化采集协议。利用联邦学习框架, 初步构建基于现有回顾性数据的基准预测模型。在此阶段, 需明确数据融合的架构路径。可将非结构化的电子病历文本(如症状描述)通过自然语言处理(NLP)技术(如 BERT、临床版 BioBERT)提取关键临床实体(如“呕吐频率”“腹痛性质”)并向量化, 与结构化的实验室指标(如 C-反应蛋白、白细胞计数)及影像特征(如 CT 中的肠壁厚度、超声中的肠管扩张程度)在特征层面进行 Early Fusion, 共同输入至同一深度学习网络中进行联合训练。这种融合方式有助于模型在早期学习不同模态间的交互信息, 尤其适用于具有强相关性的临床-影像特征组合。

阶段二(算法创新与验证): 专注于开发融合时序临床数据与多序列影像(CT/X 线/超声)的多模态动态预测模型。必须进行严格的、前瞻性的多中心外部验证, 并利用可解释性工具进行决策逻辑的临床对齐验证。对于时序数据(如连续监测的生命体征、系列影像), 可采用 Late Fusion 架构, 即先利用时序网络(如 LSTM、Transformer)处理临床时间序列, 利用 3D CNN 处理动态影像序列, 再在决策层(如通过注意力机制或全连接层)融合各自提取的高层特征。这种架构灵活性高, 允许各模态使用最适配的模型进行处理, 特别适用于数据异步或采样率不同的场景。同时, 可引入交叉注意力机制(Cross-Attention), 使模型能够在训练中动态学习文本描述中的关键症状与影像特定区域(如梗阻部位)之间的关联, 增强模型的可解释性。

阶段三(临床整合与评估): 将优化后的模型以临床决策支持系统的形式嵌入医院 workflow(如与 PACS/EMR 系统集成)。通过设计严谨的随机对照试验或阶梯楔形集群随机试验, 评估该系统的引入是否能显著改善关键临床结局(如减少非必要手术率、缩短肠缺血患儿的手术延迟时间、降低并发症发生率), 最终实现从技术效能到临床效益的证明。在临床集成阶段, 融合架构需兼顾实时性与可解释性。可部署混合融合系统: 对于高度相关的静态数据(如当前实验室指标与单次 CT)采用 Early Fusion 快速推断; 对于动态流式数据(如持续监护数据与多次超声复查)采用 Late Fusion, 并通过 API 实时调用更新预测结果。系统应输出融合决策的依据, 例如通过显著性图(Saliency Maps)高亮关键影像区域, 并关联至相应的临床指标异常, 形成“影像提示肠缺血风险升高, 结合患者持续升高的乳酸值, 建议紧急手术评估”的可解释报告, 从而直接支持临床决策。

通过精心设计的多模态融合架构(Early Fusion、Late Fusion 及混合策略), 结合先进的特征提取与交互建模技术, 未来的 AI 系统不仅能整合电子病历文本、实验室指标与影像数据, 更能实现动态、可解释的临床预测, 为小儿肠梗阻的精准管理提供从数据到决策的闭环支持。

6. 结论

小儿肠梗阻的临床管理正处于一个关键的十字路口。尽管传统诊疗经验不可或缺, 但依赖主观经验决策所导致的异质性与不确定性, 已成为提升整体诊疗水平的瓶颈。本综述论证, 人工智能与深度学习

技术的发展, 特别是其在成人肠梗阻及相关医学领域所展现出的强大模式识别与预测能力, 为破解这一瓶颈提供了前所未有的技术武器。

核心结论在于, 开发一个专门针对小儿群体、基于多模态数据、兼具高判别性能与临床可解释性的 AI 预测模型, 不仅是技术上的可行方向, 更是临床实践迈向精准化、标准化、个体化的迫切需求。然而, 成功转化之路布满挑战, 包括儿科高质量数据的获取、模型泛化能力与公平性的保障、以及如何将复杂的算法无缝、可信地整合到临床决策流程中。

因此, 我们呼吁发起一场跨学科的协同行动。这需要小儿外科医生、放射科医生、人工智能科学家、临床流行病学家和伦理专家的紧密合作。未来的研究必须聚焦于: 1) 利用联邦学习等隐私计算技术构建高质量儿科数据集; 2) 创新开发融合时序动态信息与多模态特征的可解释模型; 3) 通过前瞻性、多中心的临床研究, 严格验证模型对患儿最终预后的改善效果。

通过这样的系统努力, 我们有望在不久的将来, 将 AI 从一项前沿技术, 转化为每一位小儿肠梗阻患儿床边触手可及的、可靠的决策伙伴, 最终实现改善生存质量、优化医疗资源配置的终极目标, 引领小儿急腹症诊疗进入一个全新的智能时代。

参考文献

- [1] Thompson, W.M., Kilani, R.K., Smith, B.B., Thomas, J., Jaffe, T.A., Delong, D.M., *et al.* (2007) Accuracy of Abdominal Radiography in Acute Small-Bowel Obstruction: Does Reviewer Experience Matter? *American Journal of Roentgenology*, **188**, W233-W238. <https://doi.org/10.2214/ajr.06.0817>
- [2] Mortani Barbosa, E.J., Geftter, W.B., Ghesu, F.C., Liu, S., Mailhe, B., Mansoor, A., *et al.* (2021) Automated Detection and Quantification of COVID-19 Airspace Disease on Chest Radiographs: A Novel Approach Achieving Expert Radiologist-Level Performance Using a Deep Convolutional Neural Network Trained on Digital Reconstructed Radiographs from Computed Tomography-Derived Ground Truth. *Investigative Radiology*, **56**, 471-479. <https://doi.org/10.1097/rli.0000000000000763>
- [3] Kim, D., Wit, H., Thurston, M., Long, M., Maskell, G., Strugnell, M., *et al.* (2021) An Artificial Intelligence Deep Learning Model for Identification of Small Bowel Obstruction on Plain Abdominal Radiographs. *The British Journal of Radiology*, **94**, Article ID: 20201407. <https://doi.org/10.1259/bjr.20201407>
- [4] 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>
- [5] Li, L., Sun, Y., Sun, Y., Gao, Y., Zhang, B., Qi, R., *et al.* (2025) Clinical-Radiomics Models with Machine-Learning Algorithms to Distinguish Uncomplicated from Complicated Acute Appendicitis in Adults: A Multiphase Multicenter Cohort Study. *Gastroenterology Report*, **13**, goaf039. <https://doi.org/10.1093/gastro/goaf039>
- [6] Marcinkevičs, R., Reis Wolfertstetter, P., Klimiene, U., Chin-Cheong, K., Paschke, A., Zerres, J., *et al.* (2024) Interpretable and Intervenable Ultrasonography-Based Machine Learning Models for Pediatric Appendicitis. *Medical Image Analysis*, **91**, Article ID: 103042. <https://doi.org/10.1016/j.media.2023.103042>
- [7] Qian, Y.F. and Guo, W.L. (2025) Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Prediction of Pediatric Recurrent Intussusception in Ultrasound Images and Radiographs. *BMC Medical Imaging*, **25**, Article No. 67. <https://doi.org/10.1186/s12880-025-01582-8>
- [8] Lee, J.H., Kim, P.H., Son, N., Han, K., Kang, Y., Jeong, S., *et al.* (2025) External Validation of an Upgraded AI Model for Screening Ileocolic Intussusception Using Pediatric Abdominal Radiographs: Multicenter Retrospective Study. *Journal of Medical Internet Research*, **27**, e72097. <https://doi.org/10.2196/72097>
- [9] Qian, Y.F., Zhou, J.J., Shi, S.L. and Guo, W. (2025) Predictive Model Integrating Deep Learning and Clinical Features Based on Ultrasound Imaging Data for Surgical Intervention in Intussusception in Children Younger than 8 Months. *BMJ Open*, **15**, e097575. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2024-097575>
- [10] Chiu, I.M., Huang, T.Y., Ouyang, D., Lin, W.C., Pan, Y.J., Lu, C.Y., *et al.* (2024) PACT-3D, a Deep Learning Algorithm for Pneumoperitoneum Detection in Abdominal CT Scans. *Nature Communications*, **15**, Article No. 9660. <https://doi.org/10.1038/s41467-024-54043-1>
- [11] Park, S., Ye, J.C., Lee, E.S., Cho, G., Yoon, J.W., Choi, J.H., *et al.* (2023) Deep Learning-Enabled Detection of Pneumoperitoneum in Supine and Erect Abdominal Radiography: Modeling Using Transfer Learning and Semi-Supervised Learning. *Korean Journal of Radiology*, **24**, 541-552. <https://doi.org/10.3348/kjr.2022.1032>

- [12] Tran, K.A., Kondrashova, O., Bradley, A., Williams, E.D., Pearson, J.V. and Waddell, N. (2021) Deep Learning in Cancer Diagnosis, Prognosis and Treatment Selection. *Genome Medicine*, **13**, Article No. 152. <https://doi.org/10.1186/s13073-021-00968-x>
- [13] Nair, M., Sandhu, S. and Sharma, A. (2014) Prognostic and Predictive Biomarkers in Cancer. *Current Cancer Drug Targets*, **14**, 477-504. <https://doi.org/10.2174/1568009614666140506111118>
- [14] Solvang, H.K., Lingjærde, O.C., Frigessi, A., Børresen-Dale, A. and Kristensen, V.N. (2011) Linear and Non-Linear Dependencies between Copy Number Aberrations and mRNA Expression Reveal Distinct Molecular Pathways in Breast Cancer. *BMC Bioinformatics*, **12**, Article No. 197. <https://doi.org/10.1186/1471-2105-12-197>
- [15] Katzman, J.L., Shaham, U., Cloninger, A., Bates, J., Jiang, T. and Kluger, Y. (2018) DeepSurv: Personalized Treatment Recommender System Using a Cox Proportional Hazards Deep Neural Network. *BMC Medical Research Methodology*, **18**, Article No. 24. <https://doi.org/10.1186/s12874-018-0482-1>
- [16] Huang, Z., Johnson, T.S., Han, Z., Helm, B., Cao, S., Zhang, C., *et al.* (2020) Deep Learning-Based Cancer Survival Prognosis from RNA-Seq Data: Approaches and Evaluations. *BMC Medical Genomics*, **13**, Article No. 41. <https://doi.org/10.1186/s12920-020-0686-1>
- [17] Hyak, J., Campagna, G., Johnson, B., Stone, Z., Yu, Y., Rosenfeld, E., *et al.* (2019) Management of Pediatric Adhesive Small Bowel Obstruction: Do Timing of Surgery and Age Matter? *Journal of Surgical Research*, **243**, 384-390. <https://doi.org/10.1016/j.jss.2019.05.061>
- [18] Deng, Y., Wang, Y. and Guo, C. (2019) Prediction of Surgical Management for Operated Adhesive Postoperative Small Bowel Obstruction in a Pediatric Population. *Medicine*, **98**, e14919. <https://doi.org/10.1097/md.00000000000014919>
- [19] Liu, M., Cheng, F., Liu, X., Zheng, B., Wang, F., Qin, C., *et al.* (2023) Diagnosis and Surgical Management Strategy for Pediatric Small Bowel Obstruction: Experience from a Single Medical Center. *Frontiers in Surgery*, **10**, Article ID: 1043470. <https://doi.org/10.3389/fsurg.2023.1043470>
- [20] Nguyen, A.T.M. and Holland, A.J.A. (2021) Paediatric Adhesive Bowel Obstruction: A Systematic Review. *Pediatric Surgery International*, **37**, 755-763. <https://doi.org/10.1007/s00383-021-04867-5>
- [21] Cheng, P.M., Tran, K.N., Whang, G. and Tejura, T.K. (2019) Refining Convolutional Neural Network Detection of Small-Bowel Obstruction in Conventional Radiography. *American Journal of Roentgenology*, **212**, 342-350. <https://doi.org/10.2214/ajr.18.20362>
- [22] Cheng, P.M., Tejura, T.K., Tran, K.N. and Whang, G. (2017) Detection of High-Grade Small Bowel Obstruction on Conventional Radiography with Convolutional Neural Networks. *Abdominal Radiology*, **43**, 1120-1127. <https://doi.org/10.1007/s00261-017-1294-1>
- [23] Murphy, P.M. (2023) Visual Image Annotation for Bowel Obstruction: Repeatability and Agreement with Manual Annotation and Neural Networks. *Journal of Digital Imaging*, **36**, 2179-2193. <https://doi.org/10.1007/s10278-023-00825-w>
- [24] Oh, S., Ryu, J., Shin, H., Song, J.H., Son, S., Hur, H., *et al.* (2023) Deep Learning Using Computed Tomography to Identify High-Risk Patients for Acute Small Bowel Obstruction: Development and Validation of a Prediction Model: A Retrospective Cohort Study. *International Journal of Surgery*, **109**, 4091-4100. <https://doi.org/10.1097/js9.0000000000000721>
- [25] Zhou, C., Li, H., Xue, Q., Yang, J. and Zhu, Y. (2024) Artificial Intelligence Algorithms for Predicting Post-Operative Ileus after Laparoscopic Surgery. *Heliyon*, **10**, e26580. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e26580>
- [26] Liu, J., Li, X., Liu, X., Zhang, H., Miao, Y. and Deng, R.H. (2025) Defendfl: A Privacy-Preserving Federated Learning Scheme against Poisoning Attacks. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, **36**, 9098-9111. <https://doi.org/10.1109/tnnls.2024.3423397>
- [27] Cao, Z., You, K., Zhang, Z., Wang, J. and Long, M. (2023) From Big to Small: Adaptive Learning to Partial-Set Domains. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **45**, 1766-1780. <https://doi.org/10.1109/tpami.2022.3159831>
- [28] Ribeiro, M.T., Singh, S. and Guestrin, C. (2016). Why Should I Trust You? Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, San Francisco, 13-17 August 2016, 1135-1144. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939778>