

人工智能在小儿先天性畸形诊疗的应用进展

王鑫, 王勇*

华中科技大学附属武汉协和医院小儿外科, 湖北 武汉

收稿日期: 2025年7月29日; 录用日期: 2025年8月22日; 发布日期: 2025年9月3日

摘要

先天性畸形是小儿外科最常见的疾病之一, 也是世界范围内的公共卫生难题。人工智能目前在小儿先天性畸形诊疗中取得了不错的应用进展。体现在疾病的早期筛查与诊断、治疗方案个性化、手术决策与预后各个方面, 随着人工智能技术的发展和规范化, AI有望进一步推动小儿先天性畸形的精准医疗和个性化治疗。

关键词

人工智能, 机器学习, 先天性畸形, 深度学习, 机器人手术

Applications of Artificial Intelligence in the Diagnosis and Treatment of Pediatric Congenital malformations: Recent Advances

Xin Wang, Yong Wang*

Department of Pediatric Surgery, Union Hospital, Tongji Medical College, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan Hubei

Received: Jul. 29th, 2025; accepted: Aug. 22nd, 2025; published: Sep. 3rd, 2025

Abstract

Congenital malformations are one of the most common diseases in pediatric surgery and a world-wide public health problem. At present, artificial intelligence has made good progress in the

*通讯作者。

文章引用: 王鑫, 王勇. 人工智能在小儿先天性畸形诊疗的应用进展[J]. 临床医学进展, 2025, 15(9): 91-98.
DOI: 10.12677/acm.2025.1592461

diagnosis and treatment of pediatric congenital malformations. With the development and standardization of artificial intelligence technology, AI is expected to further promote precision medicine and personalized treatment of pediatric congenital malformations.

Keywords

Artificial Intelligence, Machine Learning, Congenital Malformation, Deep Learning, Robotic Surgical Procedures

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. 先天性畸形与人工智能

1.1. 先天性畸形的流行病学

小儿先天性畸形(Congenital malformations)是全球范围内重要的公共卫生问题, 每年约 800 万新生儿受先天性畸形影响, 其中 5 岁前死亡的占 330 万, 遗留下来的肢体或智力残疾占 320 万。总体患病率约 6%, 导致全球每年 240 万新生儿死亡。在 2019 年, 先天性畸形已成为 5 岁以下儿童死亡的第四大原因, 占死亡人数的近 10% [1]。据最新《中国出生缺陷防治报告》统计, 我国出生缺陷发生率为 5.6%, 每年大约有 80~100 万缺陷儿出生。

1.2. 人工智能的历史与现状

人工智能(artificial intelligence, AI)是计算机科学的一个分支, 结合了计算机科学、统计学和数据科学等诸多领域的知识。人工智能(AI)技术的发展背景可以追溯到 20 世纪中期。1956 年, 在达特茅斯会议上, “人工智能”这一术语首次被提出, 标志着人工智能的开端。早期的 AI 研究以逻辑推理和解题为主。然而, 由于硬件技术的限制和算法复杂性的挑战, 进展较为缓慢。进入 21 世纪, 人工智能技术迎来了飞速发展的黄金时代, 这得益于快速提升的计算能力、积累的海量数据和突破的算法。近几年, AI 技术被广泛应用于各个医学领域, 包括机器学习、深度学习和机器人技术, 其可以通过数学算法对复杂医学数据中的确定性相关性和模式进行识别, 在临床诊断、治疗、预测以及疗效评估等各个方面都有不错的表现, 大大提高医疗服务的整体效率[2]。

1.3. 人工智能应用于小儿先天性畸形的前景

小儿先天性畸形主要累及中枢神经系统、心血管系统、胃肠道和骨骼肌肉系统。其中, 先天性心脏病、脊柱畸形、消化道畸形、泌尿系统畸形是需手术干预的常见类型。而人工智能(AI)正在外科手术领域发挥越来越重要的作用, 其应用涵盖了术前规划与决策支持、术中辅助与精准操作、术后管理与康复等多个方面[3]。手术前, 通过对患者影像资料的分析, 可以借助深度学习算法模型辅助先天性畸形的早期筛查和诊断, 同时通过机器学习建立的风险预测模型对术后并发症进行预测, 通过整合患者资料, 生成个性化的手术方案, 优化手术时机的选择, 指导手术方案的选择; 在手术过程中, AI 能够对影像资料进行实时处理, 将精确的手术导航和指导提供给医生。此外, AI 驱动的机器人辅助手术系统可以执行高精度的手术操作, 从而减少人为误差, 广泛应用于消化道畸形和泌尿系统畸形的手术治疗。手术后, AI 通过分析手术视频来评估手术质量, 并监测患者的康复情况, 提供个性化的康复方案。这些技术的应用有

望显著提高外科手术的安全性、准确性和效率。

2. 人工智能在各系统畸形的应用进展

2.1. 人工智能在小儿心血管畸形中的应用

先天性心脏畸形指胎儿期心脏或大血管发育异常导致的结构缺陷,是先天畸形中发病率最高的类型。这类畸形占有先天性异常的约 1%,是导致婴儿死亡和发病的首要原因[4]。

人工智能(AI)通过大数据对医学影像资料如超声心动图、CT、MRI 自动分析可显著提高先天性心脏病(congenital heart defects, CHDs)的早期检出率[5]-[7]。Nurmaini [7]等人基于深度学习的方法,收集了 1149 张 18~24 周孕妇的胎儿心脏图像,采用 Mask-RCNN 模型进行实例分割,自动分割胎儿心脏标准视图,并检测心脏缺陷。研究显示,模型在标准视图分割中取得了 79.97%的交并比和 89.70%的 Dice 系数。在 CHDs 检测方面,患者内的平均精度(mAP)为 98.30%,患者间为 82.42%。Xu [5]等人的研究提出了一种基于 CT 图像的先天性诊断 AI 系统。通过图像分段识别和深度学习的方法,在 14 年中对 3750 多名先天性患者的数据集进行模型训练后得出最终模型,结果显示对于大多数类型的先心病,其诊断准确率(86.03%)与世界卫生组织在中国指定的研究与合作中心的初级心血管放射科医生(86.27%)相当,并且获得比初级心血管放射科医生(76.18%)更高的敏感性(82.91%)。此外,也有研究人员通过基于 AI 的听诊系统分析心音数据辅助识别 CHDs。Yang [6]等人的研究选取收集了 1892 例先天性心脏病心音病例用于学习和记忆辅助诊断,构建了一个基于递归神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)的辅助诊断工具,并在 326 例先天性心脏病病例中验证了诊断率和分类识别度,最后通过 518,258 例先天性心脏病筛查中采用听诊和人工智能辅助诊断,比较先天性心脏病和肺动脉高压的检测准确性。结果显示人工智能对室间隔缺损和动脉导管未闭分类的检测准确性高于听诊。同时对于正常病例,递归神经网络在肺动脉高压诊断中的准确率高达 97.77%。

随着人工智能的发展,有研究者基于机器学习构建了先天性心脏病术后主要不良结局的预测模型。Tong [8]等人回顾性研究了 23,000 例先天性心脏病手术的患儿评估了 5 种机器学习模型对于先天性心脏病的主要不良结局(Major adverse postoperative outcomes, APOs)的预测性能。5 种机器学习算法在预测手术后四种主要不良结果低心输出量综合征(LCOS)、肺炎、肾衰竭和深静脉血栓(DVT)形成的结果显示:CatBoost 算法的表现优于其他算法,LCOS 的平均 AUC 为 0.908,肾功能衰竭的平均 AUC 为 0.957。在测试队列中,每个主要 APO 表现最好的 ML 模型具有以下平均 AUC: LCOS (LightGBM), 0.893(95% CI: 0.884~0.895);肺炎(LR), 0.929 (95% CI: 0.926~0.931);肾功能衰竭(LightGBM), 0.963 (95% CI: 0.947~0.979), DVT(LightGBM), 0.970 (95% CI: 0.953~0.982)。仅使用临床变量的 ML 模型的性能略低于使用组合数据的模型,LCOS 的平均 AUC 为 0.873,肺炎为 0.894,肾功能衰竭为 0.953, DVT 为 0.933。其研究结果表明基于机器学习的预测模型在先天性心脏病术后的主要不良结局中取得了较好的预测性能。

2.2. 人工智能在脊柱畸形的应用进展

先天性脊柱畸形是由于胚胎期椎体发育异常导致的脊柱结构异常,根据其临床表现可分为先天性脊柱侧弯、后凸、前凸[9]等。其中以先天性脊柱侧弯最为常见,其发病率在 0.5/1000 至 1/1000 之间[10]。随着人工智能的不断发展,目前 AI 在脊柱畸形的筛查、诊治、手术决策、术中操作和并发症预测等方面都取得了显著的进步。

先天性脊柱的早期筛查是诊疗工作的重要部分,实现早期筛查与诊断可以帮助疾病进行早期干预。随着人工智能的发展,不少研究者探究了人工智能在先天性脊柱早期诊断的应用。Yang [11]等人使用深度学习的方法,对背部图像识别用来检测脊柱侧弯,并对其严重程度进行分级。其模型具有较高的敏感

性(80%以上)和特异性(接近 90%)。此外,在检测严重程度为 20°及以上的脊柱侧弯时,该算法的准确性达到甚至是超过从事脊柱畸形约 30 年的专家级水准。Wu [12]等人采用深度学习方法开发了一种辅助诊断模型,用于自动评估青少年特发性脊柱侧弯(adolescent idiopathic scoliosis, AIS)。通过全脊柱 X 光影像数据集进行训练和验证模型后,用于辅助进行脊柱关键点检测和 Cobb 角度测量。研究结果表明,该模型在 AIS 检测中的敏感度达到 97.35%,与金标准相比, Cobb 角度的均方根误差(RMSE)为 1.5°,标准差(SD)为 4.09°,整体表现出较高的准确性和稳定性。此外,用机器学习或者深度学习指导脊柱畸形治疗决策可以提高治疗的整体质量和安全性, Mohanty [13]等人的研究使用了 k-means 聚类方法对数据进行了群体划分,这使得患者可以基于术前的健康状态、虚弱程度、疼痛水平等特征被分入不同的群体。这些数据为脊柱畸形手术的决策提供了实证依据,帮助医生根据患者的具体情况(如矢状面与冠状面畸形的类型、SVA 值等)做出个体化的治疗方案。

同时,将人工智能应用于脊柱畸形的手术治疗中,可以缩短手术时长、减少手术创伤、降低术后并发症的发生率,从而达到提高手术安全性的目的[14]。例如,机器人系统作为术中辅助工具在脊柱畸形手术中的使用越来越广泛,其在脊柱畸形手术中的应用已被证明能够显著提高手术精度,减少经验不足的外科医生在操作中的失误,并有效缩短手术时间。此外,机器人辅助手术还可降低并发症风险,进而为患者和医生带来显著的益处[15]。尤其在儿童脊柱畸形的治疗中,机器人辅助手术表现出了较高的安全性和可靠性,研究表明其并发症发生率仅为 3.3% [16]。此外,随着机器学习的模型研究的不断推进,尤其是神经网络算法的发展,基于机器学习的预测模型在脊柱畸形的术后并发症也表现出良好的预测性能[17] [18]。

2.3. 人工智能在消化系统畸形的应用进展

先天性消化系统畸形是指胎儿在发育过程中,由于各种内外因素的作用,导致消化系统(包括食管、胃、小肠、大肠、肛门等部分)结构或功能的异常[19]。临床上,先天性消化系统畸形常表现为呕吐、腹胀、无便、便秘或胎便排出延迟,以及腹部包块等症状,需要及时诊断与治疗[20]。近年来,随着 AI 在医疗领域的应用与普及,为小儿消化道畸形的诊疗提供了新的思路 and 工具。在消化道畸形的诊断中,影像学检查是关键手段之一。随着 AI 技术的发展,尤其是深度学习在医学影像中的应用,影像分析的精度和效率大大提高。

人工智能技术还可在小儿消化道畸形的手术治疗中提供支持。随着机器人技术的迅速发展,尤其是达芬奇手术系统的推广,机器人辅助手术技术在小儿外科,特别是小儿消化道畸形的治疗中,展现了巨大的优势。AI 辅助的机器人手术系统能够在微创手术中提高精度,大大减少医生的操作负担。汤绍涛[21]等人的研究表明,机器人手术在处理食管闭锁、胃食管反流性疾病、胆道畸形及肛门直肠畸形等多种小儿消化道畸形方面,已逐渐成为一种安全、可靠且精确的治疗手段。机器人系统凭借其高分辨率的三维视野和灵活的机械臂,在狭小空间和复杂解剖结构下,能够执行精准的手术操作,降低了手术风险,提高了术后恢复质量。在食管闭锁的治疗中,机器人辅助手术通过其精细的操作,能够减少术后并发症的发生,如吻合口瘘和狭窄问题。对于胃食管反流性疾病,机器人手术能够在精准定位和微创切割方面提供更好的效果,从而减少胃食管穿孔及迷走神经损伤等风险。此外,机器人在肛门直肠畸形的手术中,能够有效保护盆底神经及外括约肌系统,减少了传统手术中的并发症。Zhang [22]等人的研究对比了机器人辅助手术(RAP)和传统腹腔镜手术(LAP)治疗先天性巨结肠,发现机器人辅助手术在减少组织损伤、保护盆腔神经反射方面具有明显优势,能够显著改善患者的短期和中期功能结局,研究数据显示, RAP 组的肛门牵引时间显著缩短(45 min vs 62 min, $P < 0.001$),且术后尿潴留率更低(0% vs 5.52%, $P = 0.006$)。同时,对于婴幼儿患者(年龄 < 3 月),在术后 1 年的随访中, RAP 组表现出更好的肛管静息压力和术后排

便控制能力, 提示对于婴幼儿患儿, RAP 更有利于患儿肛门括约肌功能恢复和排便神经保护。

2.4. 人工智能在泌尿系统畸形的应用

肾脏和泌尿道先天性异常(congenital anomalies of the kidney and urinary tract, CAKUT)是在发育过程中出现的胚胎疾病, 会导致肾脏和流出道(包括输尿管、膀胱和尿道)出现一系列缺陷, 发病率约为 2/1000 [23], 占小儿先天性畸形的 20%~30% [24] [25]。

影像学检查如超声、磁共振尿路造影、CT 尿路造影、核素肾显像可早期检出 CAKUT。基于深度学习的图像识别可以快速处理影像图像, 缩短诊断时间。Erdman [9]等人研究表明, 基于超声图像的深度学习模型可以有效地预测梗阻性肾积水, 特别是定制的卷积神经网络模型(Custom 模型)显示出非常强的性能, 在训练集 AUROC 为 1.000, 验证集 AUROC 为 0.870, 测试集 AUROC 为 0.932, 表明该模型表明模型有很强的泛化能力, 能在测试数据上维持较好的性能, 准确地预测肾积水。这些模型能够减少对侵入性检查的依赖, 特别适用于远程医疗和资源匮乏的环境中。Rani [26]等人收集了包含 2304 张 KUB-X 射线图像的数据集, 提出了基于语义分割的 KUB-UNet 模型, 用于肾脏、输尿管和膀胱的分割。模型在训练数据集上报告了最小损失值为 0.002, Dice 系数、Jaccard 系数和二进制准确率分别达到了 99.51%、97.09%和 99.8%。此外, Jin [27]等人的研究显示深度学习模型在尿路系统(UUT)分割方面表现出色, 尤其是在非增强 CT(NECT)扫描中, 模型达到了 85%的精确度和 71%的召回率。相比于 CTU 扫描, 深度学习模型在尿路回收率上表现更高(82.5% vs 69.1%), 尽管存在一定的假阳性率。他们的研究表明深度学习模型能够很好地识别尿路系统的结构, 有助于 CAKUT 的辅助诊断, 同时可以减少对小儿进行侵入性检查的需求, 降低风险。

儿童上尿路重建手术是针对儿童肾盂及输尿管的先天性畸形或后天性尿路损伤进行尿路结构及功能重建的手术。主要用于治疗肾盂、输尿管及其连接部位的梗阻、损伤或狭窄。常见术式包括肾盂成形术、输尿管切除与重建、输尿管-膀胱吻合术, 以及回肠尿道成形术。这些手术可以通过传统开腹手术、腹腔镜或机器人辅助手术进行, 旨在恢复尿流通畅、避免肾功能衰竭, 并减少术后恢复时间和并发症[28]。其中, 机器人辅助手术治疗作为人工智能辅助手术治疗的一种应用, 展现了独到的优势, 梅红[29]等人的研究报道了 35 例机器人辅助腹腔镜手术在儿童上尿路重建中的初步应用, 发现机器人辅助腹腔镜手术相比传统开腹手术, 患者的术后恢复时间明显缩短, 住院时间也更短, 同时手术并发症发生率较低, 这表明这项技术不仅提升了医生的操作精度和安全性, 也大大减少了患者的创伤, 改善了治疗效果。

3. 人工智能在先天性畸形的诊疗的挑战与展望

目前, 人工智能作为作为医疗领域变革的新方向, 已经深入地结合在先天性畸形诊疗过程中, 尤其是在早期诊断、辅助决策、机器人手术、预测与早期干预等方面展现了较好的适应能力。然而, AI 面临的挑战也不容忽视, 包括数据隐私和安全问题、不同医疗机构之间数据标准不统一、AI 技术的普及与不同时代的接受度问题, 以及算法模型的透明性和可信度问题[30]-[32]。

其中, 首要且核心的挑战在于儿童健康数据的极端敏感性所引发的隐私与安全问题。小儿先天性畸形诊断涉及大量高度私密的个人健康信息, 包括详细的影像学数据(如胎儿超声、MRI)、遗传学检测结果(可能揭示家族性疾病风险)以及完整的电子病历。这不仅受到通用数据保护法规的严格约束, 更触及深刻的伦理边界。其次, AI 模型固有的“黑箱”特性构成了临床采纳的重大障碍, 即透明度与可信度问题。当前许多高性能的深度学习模型, 其内部决策逻辑复杂且难以直观理解。对于临床医生而言, 当 AI 系统给出一个诊断建议(尤其是对罕见或复杂畸形)时, 无法清晰地获知其推理路径和关键依据, 这与医学实践中强调的循证决策和可解释性背道而驰。这种透明度缺失直接导致医生对 AI 辅助诊断的信任度降低, 担

心过度依赖可能导致误诊或漏诊,并且在出现诊断分歧或不良后果时,难以界定人机责任归属。此外,医疗专业群体内部对 AI 的接受程度存在显著的代际和认知差异。经验丰富的资深儿科医生或影像学专家,其诊断决策往往高度依赖长期积累的临床经验和直觉,他们可能对 AI 工具持审慎甚至怀疑态度,担忧其会替代专业判断或降低医疗的人性化关怀。相对而言,年轻一代的医生成长于数字时代,对技术更开放,更易接受 AI 作为辅助工具。最后,医疗数据生态系统的碎片化与标准缺失构成了技术落地的结构性难题。不同医疗机构之间,甚至同一机构的不同部门之间,在影像设备型号、数据采集协议、存储格式、电子病历系统(结构化和非结构化数据混杂)以及病历记录规范等方面存在巨大差异。这导致高质量、大规模、多中心数据的汇聚异常困难。而 AI 模型的训练、验证和泛化能力高度依赖于数据的规模、质量和多样性。缺乏统一、互操作的数据标准,不仅阻碍了稳健模型的开发,也使得在一个机构训练验证的模型难以直接推广应用到其他机构,极大地限制了 AI 解决方案的可扩展性和通用价值。

对于数据安全和隐私问题,确保数据在采集、存储、传输及用于模型训练过程中的强匿名化处理、端到端加密以及严格的访问控制至关重要。任何潜在的泄露或滥用都可能对儿童及其家庭造成不可估量的长期伤害,并严重削弱公众对医疗 AI 的信任基础。对于 AI 模型的透明度与可行度问题,发展可解释人工智能技术,使模型能够提供直观、可信的决策解释,是推动 AI 应用于医疗邻域不可或缺的环节。对于 AI 技术的接受度问题,年轻一代的医生成长于数字时代,对技术更开放,更易接受 AI 作为辅助工具。弥合这种“数字鸿沟”需要针对性的策略,包括提供强有力的临床验证证据证明 AI 的有效性、设计符合临床工作流的用户友好界面,以及开展持续的、基于实际案例的 AI 素养培训和教育,让医生理解 AI 的优势与局限,将其视为提升而非威胁自身专业价值的伙伴。对于不同诊疗机构的数据差异问题,推动跨机构、跨区域的数据标准化和互操作性建设是解决此问题的关键基础,建立多中心医联体,构建大模型云数据中心是未来发展趋势。

随着技术的进步和规范化的推动, AI 在这一领域的应用将逐步克服这些挑战,进一步助力提升先天性畸形诊疗的效果与质量。尤其是在先天性畸形的早期诊断与手术治疗方面,通过融合人工智能技术,实现诊断早、手术优、愈后好的高标准诊疗。

参考文献

- [1] Kang, L., Cao, G., Jing, W., Liu, J. and Liu, M. (2023) Global, Regional, and National Incidence and Mortality of Congenital Birth Defects from 1990 to 2019. *European Journal of Pediatrics*, **182**, 1781-1792. <https://doi.org/10.1007/s00431-023-04865-w>
- [2] 邹蕾, 张先锋. 人工智能及其发展应用[J]. 信息网络安全, 2012(2): 11-13.
- [3] Varghese, C., Harrison, E.M., O'Grady, G. and Topol, E.J. (2024) Artificial Intelligence in Surgery. *Nature Medicine*, **30**, 1257-1268. <https://doi.org/10.1038/s41591-024-02970-3>
- [4] Stiller, B., Grundmann, S., Höhn, R., Kari, F.A., Berger, F. and Baumgartner, H. (2023) Adults with Congenital Heart Disease—A New, Expanding Group of Patients. *Deutsches Ärzteblatt international*, **120**, 195-202. <https://doi.org/10.3238/arztebl.m2023.0006>
- [5] Xu, X., Jia, Q., Yuan, H., Qiu, H., Dong, Y., Xie, W., et al. (2023) A Clinically Applicable AI System for Diagnosis of Congenital Heart Diseases Based on Computed Tomography Images. *Medical Image Analysis*, **90**, Article ID: 102953. <https://doi.org/10.1016/j.media.2023.102953>
- [6] Yang, H. (2023) Application of Artificial Intelligence-Based Auxiliary Diagnosis in Congenital Heart Disease Screening. *The Anatolian Journal of Cardiology*, **27**, 205-216. <https://doi.org/10.14744/anatoljcardiol.2022.1386>
- [7] Nurmaini, S., Rachmatullah, M.N., Sapitri, A.I., Darmawahyuni, A., Tutuko, B., Firdaus, F., et al. (2021) Deep Learning-Based Computer-Aided Fetal Echocardiography: Application to Heart Standard View Segmentation for Congenital Heart Defects Detection. *Sensors*, **21**, Article 8007. <https://doi.org/10.3390/s21238007>
- [8] Tong, C., Du, X., Chen, Y., Zhang, K., Shan, M., Shen, Z., et al. (2024) Machine Learning Prediction Model of Major Adverse Outcomes after Pediatric Congenital Heart Surgery: A Retrospective Cohort Study. *International Journal of Surgery*, **110**, 2207-2216. <https://doi.org/10.1097/js9.0000000000001112>

- [9] Erdman, L., Skreta, M., Rickard, M., McLean, C., Mezlini, A., Keefe, D.T., *et al.* (2020) Predicting Obstructive Hydro-nephrosis Based on Ultrasound Alone. In: Martel, A.L., *et al.*, Eds., *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention—MICCAI 2020*, Springer, 493-503. https://doi.org/10.1007/978-3-030-59716-0_47
- [10] Giampietro, P.F., Raggio, C.L., Blank, R.D., McCarty, C., Broeckel, U. and Pickart, M.A. (2012) Clinical, Genetic and Environmental Factors Associated with Congenital Vertebral Malformations. *Molecular Syndromology*, **4**, 94-105. <https://doi.org/10.1159/000345329>
- [11] Yang, J., Zhang, K., Fan, H., Huang, Z., Xiang, Y., Yang, J., *et al.* (2019) Development and Validation of Deep Learning Algorithms for Scoliosis Screening Using Back Images. *Communications Biology*, **2**, Article No. 390. <https://doi.org/10.1038/s42003-019-0635-8>
- [12] Wu, C., Meng, G., Lian, J., Xu, J., Gao, M., Huang, C., *et al.* (2022) A Multi-Stage Ensemble Network System to Diagnose Adolescent Idiopathic Scoliosis. *European Radiology*, **32**, 5880-5889. <https://doi.org/10.1007/s00330-022-08692-9>
- [13] Mohanty, S., Hassan, F.M., Lenke, L.G., Lewerenz, E., Passias, P.G., Klineberg, E.O., *et al.* (2024) Machine Learning Clustering of Adult Spinal Deformity Patients Identifies Four Prognostic Phenotypes: A Multicenter Prospective Cohort Analysis with Single Surgeon External Validation. *The Spine Journal*, **24**, 1095-1108. <https://doi.org/10.1016/j.spinee.2024.02.010>
- [14] Pellisé, F., Vila-Casademunt, A., Núñez-Pereira, S., Haddad, S., Smith, J.S., Kelly, M.P., *et al.* (2022) Surgeons' Risk Perception in ASD Surgery: The Value of Objective Risk Assessment on Decision Making and Patient Counselling. *European Spine Journal*, **31**, 1174-1183. <https://doi.org/10.1007/s00586-022-07166-2>
- [15] Ueno, J., Torii, Y., Umehra, T., Iinuma, M., Yoshida, A., Tomochika, K., *et al.* (2022) Robotics Is Useful for Less-Experienced Surgeons in Spinal Deformity Surgery. *European Journal of Orthopaedic Surgery & Traumatology*, **33**, 1805-1810. <https://doi.org/10.1007/s00590-022-03362-4>
- [16] Widmann, R.F., Wisch, J.L., Tracey, O.C., Zucker, C.P., Feddema, T., Miller, F., *et al.* (2024) Analysis of 5,070 Consecutive Pedicle Screws Placed Utilizing Robotically Assisted Surgical Navigation in 334 Patients by Experienced Pediatric Spine Deformity Surgeons: Surgical Safety and Early Perioperative Complications in Pediatric Posterior Spinal Fusion. *Spine Deformity*, **12**, 961-970. <https://doi.org/10.1007/s43390-024-00854-7>
- [17] Noh, S.H., Lee, H.S., Park, G.E., Ha, Y., Park, J.Y., Kuh, S.U., *et al.* (2023) Predicting Mechanical Complications after Adult Spinal Deformity Operation Using a Machine Learning Based on Modified Global Alignment and Proportion Scoring with Body Mass Index and Bone Mineral Density. *Neurospine*, **20**, 265-274. <https://doi.org/10.14245/ns.2244854.427>
- [18] Patel, A.V., White, C.A., Schwartz, J.T., Pitaro, N.L., Shah, K.C., Singh, S., *et al.* (2021) Emerging Technologies in the Treatment of Adult Spinal Deformity. *Neurospine*, **18**, 417-427. <https://doi.org/10.14245/ns.2142412.206>
- [19] 高平明, 高晓燕, 黄润忠. 先天性消化道畸形的影响因素分析[J]. 重庆医学, 2016, 45(36): 5142-5144.
- [20] 龚恩美, 张恒, 郑瑞, 等. 小儿先天性消化道畸形的临床特征及手术效果[J]. 中国妇幼保健研究, 2019, 30(12): 1587-1591.
- [21] 汤绍涛, 张茜, 曹国庆, 等. 机器人辅助手术在儿童消化道畸形治疗中的应用现状[J]. 机器人外科学杂志(中英文), 2023, 4(2): 105-112.
- [22] Zhang, M., Zhang, X., Chi, S., Chang, X., Zeng, J., Bian, H., *et al.* (2023) Robotic-Assisted Proctosigmoidectomy versus Laparoscopic-Assisted Soave Pull-Through for Hirschsprung Disease: Medium-Term Outcomes from a Prospective Multi-center Study. *Annals of Surgery*, **281**, 689-697. <https://doi.org/10.1097/sla.0000000000006172>
- [23] 沈茜. 先天性肾脏和尿路畸形诊断治疗进展[J]. 中华实用儿科临床杂志, 2020, 35(5): 321-326.
- [24] Murugapopathy, V. and Gupta, I.R. (2020) A Primer on Congenital Anomalies of the Kidneys and Urinary Tracts (Cakut). *Clinical Journal of the American Society of Nephrology*, **15**, 723-731. <https://doi.org/10.2215/cjn.12581019>
- [25] Mahmoud, A.H., Talaat, I.M., Tlili, A. and Hamoudi, R. (2024) Congenital Anomalies of the Kidney and Urinary Tract. *Frontiers in Medicine*, **11**, Article 1384676. <https://doi.org/10.3389/fmed.2024.1384676>
- [26] Rani, G., Thakkar, P., Verma, A., Mehta, V., Chavan, R., Dhaka, V.S., *et al.* (2022) KUB-UNet: Segmentation of Organs of Urinary System from a KUB X-Ray Image. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, **224**, Article ID: 107031. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2022.107031>
- [27] Jin, X., Zhong, H., Zhang, Y. and Pang, G.D. (2024) Deep-Learning-Based Method for the Segmentation of Ureter and Renal Pelvis on Non-Enhanced CT Scans. *Scientific Reports*, **14**, Article No. 20227. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-71066-2>
- [28] Fuller, T.W., Daily, A.M. and Buckley, J.C. (2022) Robotic Ureteral Reconstruction. *Urologic Clinics of North America*, **49**, 495-505. <https://doi.org/10.1016/j.ucl.2022.05.002>
- [29] 梅红, 李聃, 金环, 等. 机器人辅助腹腔镜手术在儿童上尿路修复重建中的应用[J]. 机器人外科学杂志(中英文),

- 2023, 4(2): 113-120.
- [30] Sullivan, B.A., Beam, K., Vesoulis, Z.A., Aziz, K.B., Husain, A.N., Knake, L.A., *et al.* (2023) Transforming Neonatal Care with Artificial Intelligence: Challenges, Ethical Consideration, and Opportunities. *Journal of Perinatology*, **44**, 1-11. <https://doi.org/10.1038/s41372-023-01848-5>
 - [31] Yilmaz, A.N., Altiparmak, S. and Sökmen, R. (2025) The Relationship between Anxiety and Readiness Levels Regarding Artificial Intelligence in Midwives: An Intergenerational Comparative Study. *CIN: Computers, Informatics, Nursing*, **43**, e01269. <https://doi.org/10.1097/cin.0000000000001269>
 - [32] Krishnan, R., Rajpurkar, P. and Topol, E.J. (2022) Self-Supervised Learning in Medicine and Healthcare. *Nature Bio-medical Engineering*, **6**, 1346-1352. <https://doi.org/10.1038/s41551-022-00914-1>