



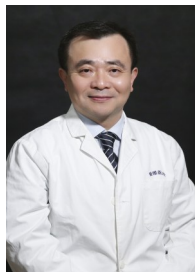
doi:10.7659/j.issn.1005-6947.260097  
http://dx.doi.org/10.7659/j.issn.1005-6947.260097  
China Journal of General Surgery, 2026, 35(3):420-428.

· 述评 ·

## 人工智能在胰腺外科中的应用

蔡正华, 毛凉, 仇毓东

(南京大学医学院附属鼓楼医院 胰腺与代谢外科, 江苏 南京 210008)



仇毓东

### 摘要

人工智能(AI)正快速融入胰腺外科诊疗全流程,推动这一高难度领域向精准化与智能化转型。术前,基于深度学习的影像分割与三维重建技术可实现胰腺肿瘤及周围血管的精准识别与空间关系可视化,为手术规划及可切除性评估提供客观依据;术中,增强现实导航及实时组织识别等技术有助于关键解剖结构定位与风险预警,从而提高手术的精准性与安全性;术后,AI通过整合多源临床数据构建并发症风险预测模型,实现早期预警与个体化管理。然而,数据异质性、模型可解释性不足及临床转化路径缺乏标准化,仍是制约其广泛应用的关键瓶颈。本文系统梳理AI在胰腺外科术前规划、术中导航与决策及术后并发症管理中的应用进展,分析当前面临的主要挑战,并提出相应发展策略。未来应聚焦高质量多中心标准化数据库建设、多模态融合与可解释性模型研发,以及“感知-决策-执行”闭环智能手术系统构建,以推动AI技术的规范化应用与临床落地。

### 关键词

胰腺疾病; 人工智能; 精准医学; 外科手术, 计算机辅助  
中图分类号: R657.5

## Application of artificial intelligence in pancreatic surgery

CAI Zhenghua, MAO Liang, QIU Yudong

(Department of Pancreatic and Metabolic Surgery, Nanjing Drum Tower Hospital, Nanjing 210008, China)

### Abstract

Artificial intelligence (AI) is rapidly being integrated into the entire workflow of pancreatic surgery, driving the transition toward precision and intelligent surgery in this highly complex field. In the preoperative setting, deep learning-based image segmentation and three-dimensional reconstruction enable precise delineation of pancreatic tumors and surrounding vasculature, facilitating surgical planning and resectability assessment. Intraoperatively, technologies such as augmented reality navigation and real-time tissue recognition assist in anatomical localization and risk identification, thereby improving surgical accuracy and safety. Postoperatively, AI-driven models integrating multi-source clinical data allow early prediction of complications and support individualized management. However, several challenges remain, including data heterogeneity, limited model interpretability, and the

基金项目: 江苏省南京市卫生科技发展专项基金资助项目(ZDXX25132)。

收稿日期: 2026-02-24; 修订日期: 2026-03-11。

作者简介: 仇毓东, 南京大学医学院附属鼓楼医院主任医师, 主要从事胆胰疾病影像及手术人工智能方面的研究。

通信作者: 仇毓东, Email: yudongqiu510@nju.edu.cn

lack of standardized pathways for clinical translation. This review systematically summarizes the current applications of AI in preoperative planning, intraoperative navigation and decision-making, and postoperative complication management in pancreatic surgery, and further discusses existing challenges and future directions. Future efforts should focus on the development of high-quality multicenter standardized databases, multimodal and interpretable AI models, and closed-loop intelligent surgical systems integrating perception, decision-making, and execution, to facilitate the standardized implementation and clinical translation of AI technologies.

**Key words** Pancreatic Diseases; Artificial Intelligence; Precision Medicine; Surgery, Computer-Assisted

**CLC number:** R657.5

胰腺外科因其解剖结构复杂、手术难度高、并发症发生率高且严重,始终是普通外科最具挑战性的领域之一。胰腺癌被称为“癌中之王”,5年生存率约10%,诊治效果亟待提升<sup>[1]</sup>。近年来,随着医学影像技术、机器人手术平台及大数据技术的飞速发展,外科正步入以智能化为特征的“数字外科”或“智能外科”新时代<sup>[2-3]</sup>。人工智能(artificial intelligence, AI),特别是机器学习与深度学习,作为这一变革的核心驱动力,正从辅助诊断向辅助决策,甚至辅助操作延伸,深刻重塑着外科医生的思维模式与技术路径<sup>[4-5]</sup>。

在胰腺外科领域, AI的应用已从初期的影像辅助诊断,扩展到涵盖术前精准评估与规划、术中实时导航与风险预警、术后并发症发生风险预测与个体化管理等全流程。这些技术有望提高手术的精准性、安全性和可预见性,最终改善患者预后。然而,技术的蓬勃发展与临床的迫切需求之间,仍存在着一道需要跨越的“转化鸿沟”。本述评将立足当前AI在胰腺外科应用的研究前沿与临床实践,系统分析其取得的成就、面临的实质性挑战,并提出推动其健康发展与临床落地的策略与未来方向。

## 1 AI在胰腺外科术前规划中的应用

术前精准的病情评估与规划是成功实施胰腺手术的基石。术前的评估主要包括以下三个方面:肿瘤定位与定性;胰周血管侵犯与可切除性判断;区域淋巴结、神经丛有无转移侵犯等。

### 1.1 胰腺肿瘤定位与定性诊断

在肿瘤定位方面,深度学习模型能对CT、MR进行分析,精准、高效地在复杂的腹腔背景中识

别小肿瘤和等密度肿瘤,减少疾病的漏诊率。Cao等<sup>[6]</sup>基于nnU-net网络,利用增强CT图像与平扫CT配准构建的胰腺肿瘤分割与筛查的PANDA模型,在真实世界数据中达到了92.9%的敏感度、99.9%的特异度,对胰腺肿瘤的早期筛查具有较大的应用价值。术前对于肿瘤边界的准确刻画有助于判断肿瘤与周围血管脏器的关系,为手术规划提供量化依据。Zou等<sup>[7]</sup>通过模拟医生阅片流程,构建的集胰腺分割、胰腺癌与正常胰腺差异特征学习、模糊边界刻画为一体的SLAD模型,在训练集、验证集中达到了75%、71%的分割精度,为目前报道的最高精度。Ghorpade等<sup>[8]</sup>构建的二阶段U-Net模型,在胰腺分割的基础上再行胰腺肿瘤分割,囊实性肿瘤分割精度在单中心数据中达到了91%。从横向比较来看,PANDA模型在大规模筛查中优势明显,但对边界模糊的肿瘤识别能力有限;SLAD模型精度更高,但计算复杂度大,难以实时应用;二阶段U-Net在囊实性肿瘤中表现良好,但依赖高质量第一阶段分割结果,误差易累积。在集成模型的构建中,一方面应注意肿瘤的多模态配准来提高模型在不同期相识别肿瘤的能力;另一方面,可采用模糊边界的概念来刻画胰腺癌境界,但需注意模糊边界需多位高年资的专家共同来确定。

术前对肿瘤良恶性进行鉴别、囊实性肿瘤分类诊断也是术前评估的重点与难点。Cui等<sup>[9]</sup>通过提取MRI的T1加权、T2加权及对比增强T1加权序列图像来鉴别分支胰管型导管内乳头状黏液瘤(branch pancreatic duct type intraductal papillary mucinous neoplasm, BD-IPMN)发生高级别上皮内瘤变的风险。通过联合CA19-9的检测,在内部训练集、外部验证集数据的预测效能分别达到93%、

88%，显著高于单一指标的预测效能。Yuan等<sup>[10-12]</sup>利用AI模型提取肿瘤及周围胰腺特征构建的胰腺囊实性肿瘤的分类模型分类效能达到了95%以上，人机对比实验提示AI模型显著提升了医师的诊断效能（78.6%上升至84.5%）。相较于基于影像组学的研究，该研究不仅纳入了多家外部中心的数据进行验证，同时模型的可解释性较强，临床医生的总体认可度达到了87.14%。对比而言，Cui等<sup>[9]</sup>的研究侧重于特定囊性病变的风险分层，临床针对性强但适用范围窄；Yuan等<sup>[10-12]</sup>的模型适用范围更广，且在多中心验证和可解释性方面更具优势，但其对外部数据质量的依赖性也更高。从临床实践来看，胰腺囊实性肿瘤的诊断需结合CT、磁共振、超声内镜等多种检查手段所体现的特征来作出决策，因此，集合多模态数据的肿瘤分类模型或许是解决该临床难题的突破点。

### 1.2 胰周血管分割与可切除性评估

手术治疗是目前胰腺肿瘤的主要治疗方式，手术范围涉及腹腔干、肠系膜上动脉、门静脉等腹腔重要血管及其分支的处理。当前，三维重建技术已广泛运用于肝胆胰手术，对于血管路径、血管变异、肿瘤与血管关系的判断具有重要的价值。然而，目前市场上的三维重建软件多为人机交互式，需要医生对目标血管进行标注再生成其下游的属支，相对费力耗时<sup>[13-14]</sup>。Golla等<sup>[15]</sup>研究了对腹腔动脉、门静脉的自动分割，精度达到了83.8%、75.8%。Mahmoudi等<sup>[16]</sup>对更大样本量的肠系膜上动静脉自动分割精度则达到了81%、73%。Zhu等<sup>[17]</sup>研发的算法对腹腔动脉分割的精度达到了95%。Zou等<sup>[18]</sup>在前期研究的基础上，构建了自动化胰周血管分割和标记模型，不仅大幅度提升了胰周动脉、静脉的分割精度（分别为97.01%、94.01%），还可同时对不同动静脉分支按照解剖分类标注，极大地满足了胰腺手术术前自动化三维重建的需求。

除术前三维重建指导的手术规划外，血管和肿瘤的精准分割对于胰腺癌可切除性的评估具有重要的意义。Bereska等<sup>[19]</sup>利用机器学习模型对胰腺癌与周围血管的关系进行评价，通过描述肿瘤侵犯血管的角度、长度等参数评估胰腺癌的可切除性，模型取得了75%~80%的准确度。但该研究采用的可切除评估标准相对简单，并非美国国立综合癌症网络（National Comprehensive Cancer

Network, NCCN）指南推荐，模型的泛化性有待提升。Zhang等<sup>[20]</sup>以双能CT为研究对象，通过分割胰周5条重要血管、计算包绕角度、半监督优化与专家引导调优等方式相结合来构建胰腺癌血管侵犯评估的模型，在内部数据与外部数据中均展示了较好的评估能力，兼顾了分割的准确率与临床的泛化能力，实现了从影像到量化指标的端对端的自动化分析。未来，相关模型经过多中心数据与真实世界数据的验证，可同时实现肿瘤-血管分割、三维重建规划图构建、肿瘤可切除性评估等多任务的集成。

### 1.3 胰周淋巴结及神经侵犯的诊断

在胰腺肿瘤术前评估中，胰腺周围的淋巴结与神经丛有无侵犯转移也是评估的重要部分。现有的研究表明，胰腺癌手术中的扩大淋巴结与神经丛清扫不能给患者带来显著的生存获益，反而增加了术后并发症发生率。因此，对受侵犯淋巴结及神经丛选择性清扫或可提高胰腺癌的手术治疗效果，而在术前进行精准评估和诊断是最重要的环节<sup>[21]</sup>。目前，术前对于胰腺癌淋巴结转移的评估多基于术前增强CT影像，其敏感度仅为25%。Li等<sup>[22]</sup>通过提取肿瘤的影像组学特征预测胰腺癌淋巴结转移，效能显著高于临床模型[曲线下面积（area under the curve, AUC）：0.944 vs. 0.666,  $P<0.001$ ]；An等<sup>[23]</sup>基于双能CT构建的临床-深度学习模型也获得了较好的预测效能（AUC：0.92）。Bian等<sup>[24]</sup>同样基于深度学习网络，首先构建了胰腺周围淋巴结分割模型，再基于病理标签构建了淋巴结转移的预测模型，其效能（AUC：0.91）显著优于临床模型（AUC：0.76）和影像组学模型（AUC：0.71），以及医师判读结果（AUC：0.58）。相比于影像组学研究，基于淋巴结分割结果的预测模型临床可解释性相对更好，临床指导意义更强，但其更依赖于模型对淋巴结的分割精度的提升。

除淋巴结转移的评估外，胰周神经丛侵犯的判断也是术前评估的重要部分。较多研究认为胰外神经丛侵犯与肿瘤的阳性切缘、患者的不良预后相关。目前，胰外神经丛的侵犯评估多依赖于CT或MR影像，其诊断的准确率为60%~85%<sup>[25]</sup>。Yu等<sup>[26]</sup>通过构建了端对端的神经网络实现了对胰外神经丛有无侵犯的直接预测，在内部与外部数据中达到了0.87、0.83的分类效能。Cai等<sup>[27]</sup>在此

基础上通过对325例胰腺癌患者的CT影像进行分析,使用AI模型自动勾画不同部位的胰外神经丛区域并结合给定的标签进行自动诊断有无胰外神经丛侵犯,最终在训练集、验证集分别达到了0.797、0.80的准确度,并可对受侵犯的神经丛区域进行自动定位,这对临床上胰腺癌术中选择性清扫神经丛具有较好的指导价值。

#### 1.4 存在问题和发展方向

尽管AI在胰腺外科术前评估中展现出良好应用前景,但在实际推广过程中仍存在若干关键问题,主要包括数据质量与标准化不足、多模态信息融合有限以及临床整合与信任构建等方面。AI模型的性能高度依赖于训练数据的数量和质量,目前公开的胰腺影像数据集规模有限,且标注标准不统一(不同专家间存在差异)、图像采集设备与参数各异,导致模型泛化能力不足,在应用于新中心或新设备时性能可能下降,因此亟需通过多中心合作构建鲁棒性更强的评估模型。同时,胰腺疾病的精准评估通常需要结合CT、MRI、超声内镜甚至PET/CT等多种影像模态,而现有研究多集中于单一模态,如何有效融合多模态信息以构建更全面、稳定的AI评估体系仍是重要挑战。此外,生成的三维重建模型和预测结果如何无缝嵌入现有医院PACS系统及术前评估流程,AI模型提供的“量化建议”如何与外科医生的“经验判断”有机结合,并逐步建立医生对AI工具的信任,亦是推动技术临床落地亟须解决的关键问题。

## 2 AI在术中导航及实时决策中的进展

AI在手术中的应用是赋予外科医生“手”和“眼”的关键环节,通过术中关键结构的识别,可达到高效处理、规避损伤的目的。目前常见的术中导航方式包括增强现实(augmented reality, AR)导航和实时组织识别与分析。

### 2.1 AR导航

AR导航是将术前基于AI分割的三维重建模型,通过头戴式显示器或手术显示器,以AR形式精准配准并叠加于真实术野。这相当于为术者提供了“透视眼”和“地图导航”,在复杂解剖区域(如胰头后方、钩突部)帮助识别关键血管、定位肿瘤边界。尤其在腹腔镜或机器人手术视野受限的情况下,能有效提升手术的精准度和安全性,

减少误损伤。Onda等<sup>[28]</sup>和Okamoto等<sup>[29]</sup>较早地在胰腺手术中运用AR导航技术,利用这一技术可提高术中血管的解剖效率,较早地离断胰头十二指肠下动脉。Ramalhinho等<sup>[30]</sup>结合术前CT三维重建与术中AR来识别实体肿瘤边界,显著地提高了术者对于肿瘤切缘的定位。杨剑等<sup>[31]</sup>系统性将AR导航技术运用于肝胆胰手术中,通过实时显示肝门部血管、肝总动脉分支、门静脉系统血管,有效地提高了手术效率,减少了术中出血量、术后胰瘘、胆汁漏等并发症发生率。汤睿等<sup>[32]</sup>也积极探索AR导航在胰十二指肠切除手术中的应用,并取得了较为满意的研究结果。纵观目前的临床实践及研究报告,AR在识别胆胰手术涉及的主要血管已取得较为满意的分割结果,但对于其他重要的血管如胰背动脉及组织结构如胰管、胆总管等尚未有报道,上述组织结构的早期识别可有效避免手术中的损伤,保障诸如肿瘤切除术、保留十二指肠胰头切除术等保留功能手术的开展<sup>[33-34]</sup>。未来可在前述研究的基础上进一步探索精细结构的识别。

### 2.2 术中实时组织识别与分析

相较于AR导航技术,术中实时组织识别与分析对算法、算力提出了更高的要求。当前临床应用的术中实时识别包括:手术器械的识别、手术阶段识别、手术动作识别、解剖结构识别与不良事件监测。在手术器械识别方面,Ping等<sup>[35]</sup>结合卷积神经网络与YOLO v3网络实现了对手术器械的定位与尖端的识别,并运用于多种手术,平均精度达到了89%。Kitaguchi等<sup>[36]</sup>研究结果显示,在不同的设备平台(如Olympus与Karl-Storz)、不同手术中,模型的识别能力有较大的差异,指出了模型在训练时需要多中心、不同设备采集的图像数据以提高模型的临床应用效能。在手术阶段识别方面,You等<sup>[37]</sup>将腹腔镜胰十二指肠切除术分为13个手术阶段,包括4个关键步骤与9个必要步骤,构建的AI模型对于手术阶段识别的准确度在训练集与验证集上均达到了85%以上,该模型对于缩短年轻医生学习曲线具有重要的价值。在术中解剖结构识别方面,目前的研究多聚焦于胃肠、肝胆手术过程中自主神经、输尿管、胆管等结构的识别<sup>[38-40]</sup>,在胰腺手术中为减少术中误损伤导致的出血,Shi等<sup>[41]</sup>利用了126例腹腔镜胰体尾切除手术视频与138例胰十二指肠切除视频构建的HRnet FCN网络来识别门静脉,其分割精度与准确度在

胰体尾切除术中为68.6%、91.6%，在胰十二指肠切除术中为76.3%、89.2%。在手术不良事件监测方面，平陆等<sup>[42]</sup>构建的区域卷积神经网络通过分析胰腺手术视频的色素及光流信息的变化来监测术中出血，其准确率达到88.1%，召回率为89.2%，初步达到了识别胰腺手术中活动性出血的目的。总体而言，术中实时组织结构识别对于数据的来源、数据质量、数据标注、算法的实时反馈都具有一定的要求，未来可作为AI机器人辅助手术研究的落脚点与基石。

### 2.3 未来的挑战

现代外科正在从“微创时代”过渡到“智能外科”的新时代，但AI在术中的实时运用中仍有较多挑战。首先，研究伦理问题。AI作为术中直接参与决策甚至可能影响操作的工具，其安全性和有效性的临床验证标准、责任认定等法规伦理框架尚不完善。其次，模型结果的实时输出与精准配准。手术中器官会因呼吸、心跳、牵拉、切除而发生形变和位移。如何实现动态、实时的精准配准来保证AR导航的准确率是目前亟须解决的技术瓶颈，延迟或错误的配准会误导术者，带来风险。此外，系统集成也是未来需要解决的临床实际问题。当前的AR导航或AI分析系统多为独立设备，如何与手术室内的腔镜平台、机器人控制台等现有设备深度集成，形成流畅的手术 workflow，而非增加额外操作负担，是工程学挑战。此外，系统需在不同光照、出血、烟雾等复杂手术环境下保持稳定工作，这对提高模型的鲁棒性提出了更高的要求。因此，在构建术中AI模型时，鼓励收集多中心、不同设备采集的数据进行训练与验证，以此提高模型的泛化能力。

## 3 AI在术后并发症发生风险预测中的应用

随着手术器械和手术理念的进步，胰腺外科手术尤其是胰十二指肠切除术的安全性已有了极大地提升，然而胰腺术后的并发症发生率仍相对较高，直接影响了患者的康复<sup>[43]</sup>。而精准预测并发症发生风险，对术前精准决策、术中干预及术后管理至关重要。传统预测多依赖临床经验与统计学模型，存在一定局限。近年来，AI技术凭借其强大的数据挖掘与模式识别能力，为胰腺外科术后并发症的精准预测开辟了新路径。

### 3.1 并发症的个体化风险预测

目前，已有研究广泛探索AI对术后胰瘘、术后出血、术后胃排空障碍等单一或多种并发症的预测。例如，基于术前临床数据（年龄、体质量指数、胰腺质地、胰管直径）、术中信息及术后早期实验室指标，机器学习模型（如随机森林、支持向量机、XGBoost）展现出超越传统评分系统的预测性能。Ashraf等<sup>[44]</sup>分析了2014—2019年ACS-NSQIP数据库中行胰十二指肠切除术患者的数据，构建基于术前数据的机器学习模型，预测术后B级及C级胰瘘的效能达到了0.72。Verma等<sup>[45]</sup>基于临床数据，利用XGBoost构建的术后胰瘘预测模型效能显著高于临床上常用的胰瘘风险评分（fistula risk score, FRS）模型（AUC: 0.72 vs. 0.68,  $P<0.001$ ）。Ma等<sup>[46]</sup>构建的机器模型在预测胰十二指肠切除术后胰腺炎的效能显著高于临床模型（AUC: 0.87 vs. 0.60,  $P<0.001$ ）。这类模型的构建有助于术者提前了解患者发生并发症的风险，辅助制定预防性的策略。

### 3.2 动态风险监测与多模态数据融合分析

AI不仅用于术前静态预测，更可结合术后连续监测数据如实验室数据、引流液性质等指标进行动态风险评估，或可融合电子健康记录、医学影像、病理切片甚至基因组学等多模态数据，通过深度学习架构进行联合分析。这种基于时间序列的分析与多模态数据的整合有望发现更深层次的生物学和行为学关联，构建更全面的风险模型，实现对并发症的早期预警，为及时干预赢得宝贵时间。Shen等<sup>[47]</sup>使用2 421例患者的临床资料，使用CatBoost算法构建术后B级及C级胰瘘预测模型，该模型中最重要的指标为术后前7 d的引流液淀粉酶浓度，该模型AUC值可达0.83。使用基于AI建立的术后胰瘘预测模型，有利于提前识别高危患者，进行完善的围手术期管理，对低危患者可实现快速康复，提高围手术期安全性，同时改善患者生活质量。荷兰学者<sup>[48]</sup>开展的一项多中心研究中，共纳入1 748例患者资料，其中863例接受AI提供的术后管理建议，885例接受常规的术后管理；与常规临床管理组相比，AI辅助管理组需介入治疗处理的出血发生率[5% (47/863) vs. 6% (51/885),  $RR=0.65$ , 95%  $CI=0.42\sim 0.99$ ,  $P=0.046$ ]、器官功能衰竭发生率[5% (39/863) vs. 10% (92/885),  $RR=0.35$ , 95%  $CI=0.20\sim 0.60$ ,  $P=$

0.000 1]和 90 d 围手术期病死率[3% (23/863) vs. 5% (44/885),  $RR=0.42$ , 95%  $CI=0.19\sim 0.92$ ,  $P=0.029$ ]均显著下降。此外, 血糖及营养管理是胰腺术后管理中的重要内容, 如能融合 AI 技术, 有望更好地对血糖及营养状态实时监控及个性化动态调整, 相关研究值得期待。总体而言, 胰腺手术后并发症的监测应是一个动态过程, 目前临床上常见的高危因素如术前梗阻性黄疸、胆道引流、肌肉减少症、胰腺质地软、胰管直径及术后炎症指标变化等都从不同的角度揭示了胰腺术后并发症发生过程中的病理生理变化, 而如何快速、高效地进行数据的分析与整合从而服务临床, 这需要利用时间序列等模型将相关指标纳入分析, 形成综合性的预测模型<sup>[49-51]</sup>。

### 3.3 当前挑战与局限

尽管 AI 在术后并发症评估中应用广泛, 但从研究走向实践仍有较多问题。首先, 数据壁垒与验证不足: 多数研究采用单中心回顾性数据建模, 缺乏动态监测的时间序列模型和外部数据验证。其次, 多模态融合的技术难度: 术后并发症是多种因素共同作用的结果, 包括全身状态、组织条件、缝合技术等, 如何纳入病理、影像、手术视频分析等多模态数据, 是未来方向, 需积极探索。第三, 干预路径的缺失: AI 准确预测高风险后, 如何将其转化为一套标准化、可执行的临床干预路径, 预测结果如何有效、及时地警示医护团队并触发响应流程, 目前尚缺乏成熟的闭环系统。此外, 一个值得警惕的现象是, 部分模型在回顾性数据中表现优异, 但在前瞻性验证中性能大幅下降, 这提示数据泄露、过拟合等问题在文献中可能被低估。

## 4 AI的发展趋势和研究方向

回顾历史, 胰腺外科 AI 的发展经历了从早期的计算机辅助检测、到辅助诊断、再到当今智能决策支持阶段。未来将朝着“感知-认知-决策-执行”一体化的智能手术系统迈进。这不仅仅是工具的升级, 更是外科范式的变革—从依赖个人经验与技巧, 转变为数据驱动、人机协调的精准外科模式。与国际比较, 欧美在基础算法创新、高质量公共数据库建设及医工交叉生态方面起步较早; 国内则在临床数据规模、应用场景丰富度及

政策推动力上具有优势, 但在原创算法、标准化数据集构建及高端智能手术设备研发方面仍需加强。

未来应着重解决以下问题: (1) 高质量基准数据集的建立: 发起多中心合作, 建立符合中国人群特征的、标注规范的多模态胰腺疾病影像与临床数据库。(2) 发展多模态、可解释性 AI 模型: 研发能够融合影像、病理、基因组、临床文本等多模态信息的 AI 模型, 增强其可解释性。(3) 研发新一代智能手术系统: 大力推动 AR/虚拟现实导航与腔镜平台、手术机器人深度融合, 发展具备情境感知和自主执行简单步骤能力的智能手术臂。(4) 实现全流程闭环管理: 打造覆盖“院前筛查-术前规划-术中导航-术后管理-长期随访”的胰腺疾病 AI 辅助诊疗一体化平台。(5) 建立伦理与监管框架: 针对术中 AI 决策的责任归属、数据隐私、算法公平性等问题, 亟须建立跨学科的伦理指南和监管标准。

## 5 小结与展望

AI 正在为胰腺外科带来一场深刻的革命, 其应用贯穿诊疗全流程, 在提升手术精准度、预测并发症、改善患者预后方面潜力巨大。然而, 从技术突破到广泛临床落地, 我们仍面临数据、算法、系统集成、临床验证、法规伦理等多重挑战。尤其需要正视的是, 目前绝大多数 AI 模型仍处于“概念验证”阶段, 真正进入前瞻性、多中心、随机对照验证的屈指可数; 部分所谓的“成功案例”在实际临床环境中性能骤降的现象并不罕见。这要求临床医生、AI 研究人员、工程师、企业和监管部门形成合力, 以临床需求为导向, 以患者获益为终点, 同时保持对技术局限性的清醒认识, 共同构建一个开放、协作、规范、安全的智能外科发展生态。展望未来, 人机协同的“超级外科医生”模式将成为可能, 而胰腺外科作为前沿阵地, 必将在这场智能医疗变革中扮演引领者的角色。

作者贡献声明: 仇毓东负责文章终审及论文架构设计; 毛諒负责文章修改及论文撰写指导; 蔡正华负责文章初稿及文献调研。

利益冲突：所有作者均声明不存在利益冲突。

## 参考文献

- [1] Leiphrakpam PD, Chowdhury S, Zhang M, et al. Trends in the global incidence of pancreatic cancer and a brief review of its histologic and molecular subtypes[J]. *J Gastrointest Cancer*, 2025, 56(1):71. doi:10.1007/s12029-025-01183-2.
- [2] 刘允怡, 杨重光. 我国肝癌诊断与治疗是否已到达外科4.0[J]. *中华消化外科杂志*, 2021, 20(1): 35-39. doi: 10.3760/cma.j.cn115610-20201118-00730.  
Liu YY, Yang CG. Whether China has stepped into Surgery 4.0 in diagnosis and treatment of hepatocellular carcinoma[J]. *Chinese Journal of Digestive Surgery*, 2021, 20(1):35-39. doi:10.3760/cma.j.cn115610-20201118-00730.
- [3] 刘允怡, 林伟棋, 杨重光. 从工业革命(工业1.0)到外科4.0[J]. *中华消化外科杂志*, 2020, 19(9): 919-924. doi: 10.3760/cma.j.cn115610-20200821-00573.  
Liu YY, Lin WQ, Yang CG. From industrial revolution (industry 1.0) to surgery 4.0[J]. *Chinese Journal of Digestive Surgery*, 2020, 19(9):919-924. doi:10.3760/cma.j.cn115610-20200821-00573.
- [4] Li H, Han Z, Wu H, et al. Artificial intelligence in surgery: evolution, trends, and future directions[J]. *Int J Surg*, 2025, 111(2): 2101-2111. doi:10.1097/js9.0000000000002159.
- [5] Hashimoto DA, Rosman G, Rus D, et al. Artificial intelligence in surgery: promises and perils[J]. *Ann Surg*, 2018, 268(1):70-76. doi: 10.1097/sla.0000000000002693.
- [6] Cao K, Xia Y, Yao J, et al. Large-scale pancreatic cancer detection via non-contrast CT and deep learning[J]. *Nat Med*, 2023, 29(12): 3033-3043. doi:10.1038/s41591-023-02640-w.
- [7] Zou L, Cao Y, Nie Z, et al. Segment Like A Doctor: Learning reliable clinical thinking and experience for pancreas and pancreatic cancer segmentation[J]. *Med Image Anal*, 2025, 102: 103539. doi:10.1016/j.media.2025.103539.
- [8] Ghorpade H, Kolhar S, Jagtap J, et al. An optimized two stage U-Net approach for segmentation of pancreas and pancreatic tumor[J]. *MethodsX*, 2024, 13:102995. doi:10.1016/j.mex.2024.102995.
- [9] Cui S, Tang T, Su Q, et al. Radiomic nomogram based on MRI to predict grade of branching type intraductal papillary mucinous neoplasms of the pancreas: a multicenter study[J]. *Cancer Imag*, 2021, 21(1):26. doi:10.1186/s40644-021-00395-6.
- [10] Yuan X, Chen C, Shi Z, et al. Deep learning CT model for stratified diagnosis of pancreatic cystic neoplasms: multicenter development, validation, and real-world clinical impact[J]. *NPJ Digit Med*, 2025, 8:609. doi:10.1038/s41746-025-01970-y.
- [11] Liang W, Tian W, Wang Y, et al. Classification prediction of pancreatic cystic neoplasms based on radiomics deep learning models[J]. *BMC Cancer*, 2022, 22(1): 1237. doi:10.1186/s12885-022-10273-4.
- [12] Dong Z, Chen X, Cheng Z, et al. Differential diagnosis of pancreatic cystic neoplasms through a radiomics-assisted system[J]. *Front Oncol*, 2022, 12:941744. doi:10.3389/fonc.2022.941744.
- [13] Huber T, Tripke V, Baumgart J, et al. Computer-assisted intraoperative 3D-navigation for liver surgery: a prospective randomized-controlled pilot study[J]. *Ann Transl Med*, 2023, 11(10):346. doi:10.21037/atm-22-5489.
- [14] Balci D, Kirimker EO, Raptis DA, et al. Uses of a dedicated 3D reconstruction software with augmented and mixed reality in planning and performing advanced liver surgery and living donor liver transplantation (with videos)[J]. *Hepatobiliary Pancreat Dis Int*, 2022, 21(5):455-461. doi:10.1016/j.hbpd.2022.09.001.
- [15] Golla AK, Bauer DF, Schmidt R, et al. Convolutional neural network ensemble segmentation with ratio-based sampling for the arteries and veins in abdominal CT scans[J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2021, 68(5):1518-1526. doi:10.1109/TBME.2020.3042640.
- [16] Mahmoudi T, Kouzahkanan ZM, Radmard AR, et al. Segmentation of pancreatic ductal adenocarcinoma (PDAC) and surrounding vessels in CT images using deep convolutional neural networks and texture descriptors[J]. *Sci Rep*, 2022, 12: 3092. doi: 10.1038/s41598-022-07111-9.
- [17] Zhu R, Oda M, Hayashi Y, et al. A skeleton context-aware 3D fully convolutional network for abdominal artery segmentation[J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2023, 18(3): 461-472. doi: 10.1007/s11548-022-02767-0.
- [18] Zou L, Cai Z, Mao L, et al. Automated peripancreatic vessel segmentation and labeling based on iterative trunk growth and weakly supervised mechanism[J]. *Artif Intell Med*, 2024, 150: 102825. doi:10.1016/j.artmed.2024.102825.
- [19] Bereska JI, Janssen BV, Nio CY, et al. Artificial intelligence for assessment of vascular involvement and tumor resectability on CT in patients with pancreatic cancer[J]. *Eur Radiol Exp*, 2024, 8(1): 18. doi:10.1186/s41747-023-00419-9.
- [20] Zhang Y, Zhang H, Yang Y, et al. A clinically validated 3D deep learning approach for quantifying vascular invasion in pancreatic cancer[J]. *NPJ Digit Med*, 2026, 9: 79. doi: 10.1038/s41746-025-02260-3.
- [21] Guo X, Song Y, Xu P, et al. Selective extended dissection for pancreaticoduodenectomy is associated with better survival in pancreatic cancer patients: retrospective cohort study[J]. *Int J Surg*, 2023, 109(7):1852-1862. doi:10.1097/JS9.0000000000000437.
- [22] Li K, Yao Q, Xiao J, et al. Contrast-enhanced CT radiomics for predicting lymph node metastasis in pancreatic ductal

- adenocarcinoma: a pilot study[J]. *Cancer Imag*, 2020, 20(1):12. doi: 10.1186/s40644-020-0288-3.
- [23] An C, Li D, Li S, et al. Deep learning radiomics of dual-energy computed tomography for predicting lymph node metastases of pancreatic ductal adenocarcinoma[J]. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*, 2022, 49(4): 1187-1199. doi: 10.1007/s00259-021-05573-z.
- [24] Bian Y, Zheng Z, Fang X, et al. Artificial intelligence to predict lymph node metastasis at CT in pancreatic ductal adenocarcinoma[J]. *Radiology*, 2023, 306(1):160-169. doi:10.1148/radiol.220329.
- [25] Zuo HD, Tang W, Zhang XM, et al. CT and MR imaging patterns for pancreatic carcinoma invading the extrapancreatic neural plexus (Part I): Anatomy, imaging of the extrapancreatic nerve[J]. *World J Radiol*, 2012, 4(1):13-20. doi:10.4329/wjr.v4.i1.13.
- [26] Yu J, Chen C, Lu M, et al. Computed tomography-based fully automated artificial intelligence model to predict extrapancreatic perineural invasion in pancreatic ductal adenocarcinoma[J]. *Int J Surg*, 2024, 110(12): 7656-7670. doi: 10.1097/js9.0000000000001604.
- [27] Cai Z, Zou L, Li Q, et al. Deep learning to predict extrapancreatic perineural invasion at CT images[J]. *Ann Med*, 2025, 57(1): 2568116. doi:10.1080/07853890.2025.2568116.
- [28] Onda S, Okamoto T, Kanehira M, et al. Identification of inferior pancreaticoduodenal artery during pancreaticoduodenectomy using augmented reality-based navigation system[J]. *J Hepatobiliary Pancreat Sci*, 2014, 21(4):281-287. doi:10.1002/jhbp.25.
- [29] Okamoto T, Onda S, Yasuda J, et al. Navigation surgery using an augmented reality for pancreatotomy[J]. *Dig Surg*, 2015, 32(2): 117-123. doi:10.1159/000371860.
- [30] Ramalhinho J, Yoo S, Dowrick T, et al. The value of Augmented Reality in surgery - A usability study on laparoscopic liver surgery[J]. *Med Image Anal*, 2023, 90: 102943. doi: 10.1016/j.media.2023.102943.
- [31] 杨剑, 伍禧雯, 祝文, 等. 数字智能化微创研究型肝胆胰外科的学科建设[J]. *中华消化外科杂志*, 2024, 23(1):91-97. doi:10.3760/cma.j.cn115610-20231130-00227.
- Yang J, Wu XW, Zhu W, et al. Construction of digital intelligent minimally invasive research-oriented hepatobiliary and pancreatic surgery discipline[J]. *Chinese Journal of Digestive Surgery*, 2024, 23(1):91-97. doi:10.3760/cma.j.cn115610-20231130-00227.
- [32] 汤睿, 张新静, 宁国琛, 等. 增强现实技术在胰十二指肠切除术中的应用价值[J]. *中华消化外科杂志*, 2019, 18(10):986-991. doi: 10.3760/cma.j.issn.1673-9752.2019.10.015.
- Tang R, Zhang XJ, Ning GC, et al. Application value of augmented reality technology in pancreatoduodenectomy[J]. *Chinese Journal of Digestive Surgery*, 2019, 18(10):986-991. doi: 10.3760/cma.j.issn.1673-9752.2019.10.015.
- [33] 李征, 刘文生, 卓奇峰, 等. 术中超声在机器人胰腺肿瘤精准切除中的应用[J]. *中国普通外科杂志*, 2024, 33(9):1368-1376. doi: 10.7659/j.issn.1005-6947.2024.09.002.
- Li Z, Liu WS, Zhuo QF, et al. Application of intraoperative ultrasound in robot-assisted precise resection of pancreatic tumors[J]. *China Journal of General Surgery*, 2024, 33(9): 1368-1376. doi:10.7659/j.issn.1005-6947.2024.09.002.
- [34] 肖卫东, 林生荣, 吴安涛, 等. 保留器官的胰腺切除术治疗胰腺良性或低度恶性肿瘤: 单中心 66 例报告[J]. *中国普通外科杂志*, 2018, 27(3):284-288. doi:10.3978/j.issn.1005-6947.2018.03.003.
- Xiao WD, Lin SR, Wu AT, et al. Organ preserving pancreatotomy for pancreatic benign or lowgrade malignant tumor: a report of 66 cases in a single institution[J]. *China Journal of General Surgery*, 2018, 27(3):284-288. doi:10.3978/j.issn.1005-6947.2018.03.003.
- [35] Ping L, Wang Z, Yao J, et al. Application and evaluation of surgical tool and tool tip recognition based on Convolutional Neural Network in multiple endoscopic surgical scenarios[J]. *Surg Endosc*, 2023, 37(9):7376-7384. doi:10.1007/s00464-023-10323-3.
- [36] Kitaguchi D, Fujino T, Takeshita N, et al. Limited generalizability of single deep neural network for surgical instrument segmentation in different surgical environments[J]. *Sci Rep*, 2022, 12:12575. doi: 10.1038/s41598-022-16923-8.
- [37] You J, Cai H, Wang Y, et al. Artificial intelligence automated surgical phases recognition in intraoperative videos of laparoscopic pancreatoduodenectomy[J]. *Surg Endosc*, 2024, 38(9):4894-4905. doi:10.1007/s00464-024-10916-6.
- [38] Kolbinger FR, Rinner FM, Jenke AC, et al. Anatomy segmentation in laparoscopic surgery: comparison of machine learning and human expertise-an experimental study[J]. *Int J Surg*, 2023, 109(10):2962-2974. doi:10.1097/js9.0000000000000595.
- [39] Kojima S, Kitaguchi D, Igaki T, et al. Deep-learning-based semantic segmentation of autonomic nerves from laparoscopic images of colorectal surgery: an experimental pilot study[J]. *Int J Surg*, 2023, 109(4):813-820. doi:10.1097/js9.0000000000000317.
- [40] Mascagni P, Vardazaryan A, Alapatt D, et al. Artificial intelligence for surgical safety: automatic assessment of the critical view of safety in laparoscopic cholecystectomy using deep learning[J]. *Ann Surg*, 2022, 275(5):955-961. doi:10.1097/SLA.0000000000004351.
- [41] Shi J, Cui R, Wang Z, et al. Deep learning HRNet FCN for blood vessel identification in laparoscopic pancreatic surgery[J]. *npj Digit Med*, 2025, 8:235. doi:10.1038/s41746-025-01663-6.
- [42] 平陆, 孙蒙清, 韩显林, 等. 人工智能辅助出血点识别在腹腔镜胰腺手术中的应用探索[J]. *中华外科杂志*, 2025, 63(10):920-925. doi:10.3760/cma.j.cn112139-20250424-00218.

- Ping L, Sun MQ, Han XL, et al. Exploration of the application of artificial intelligence assisted bleeding point recognition in laparoscopic pancreatic surgery[J]. Chinese Journal of Surgery, 2025, 63(10): 920–925. doi: 10.3760/cma.j.cn112139-20250424-00218.
- [43] Bassi C, Marchegiani G, Giuliani T, et al. Pancreatoduodenectomy at the Verona pancreas institute: the evolution of indications, surgical techniques, and outcomes: a retrospective analysis of 3000 consecutive cases[J]. Ann Surg, 2022, 276(6): 1029–1038. doi: 10.1097/SLA.0000000000004753.
- [44] Ashraf Ganjouei A, Romero-Hernandez F, Wang JJ, et al. A machine learning approach to predict postoperative pancreatic fistula after pancreaticoduodenectomy using only preoperatively known data[J]. Ann Surg Oncol, 2023, 30(12): 7738–7747. doi: 10.1245/s10434-023-14041-x.
- [45] Verma A, Balian J, Hadaya J, et al. Machine learning-based prediction of postoperative pancreatic fistula following pancreaticoduodenectomy[J]. Ann Surg, 2024, 280(2):325–331. doi: 10.1097/SLA.0000000000006123.
- [46] Ma JM, Wang PF, Yang LQ, et al. Machine learning model-based prediction of postpancreatectomy acute pancreatitis following pancreaticoduodenectomy: a retrospective cohort study[J]. World J Gastroenterol, 2025, 31(8):102071. doi:10.3748/wjg.v31.i8.102071.
- [47] Shen Z, Chen H, Wang W, et al. Machine learning algorithms as early diagnostic tools for pancreatic fistula following pancreaticoduodenectomy and guide drain removal: a retrospective cohort study[J]. Int J Surg, 2022, 102: 106638. doi: 10.1016/j.ijssu.2022.106638.
- [48] Smits FJ, Henry AC, Besselink MG, et al. Algorithm-based care versus usual care for the early recognition and management of complications after pancreatic resection in the Netherlands: an open-label, nationwide, stepped-wedge cluster-randomised trial[J]. Lancet, 2022, 399(10338):1867–1875. doi:10.1016/S0140-6736(22)00182-9.
- [49] 张丹阳, 雷鹏, 张宇波, 等. 胰十二指肠切除术后临床相关胰瘘风险预测模型构建及验证[J]. 中国普通外科杂志, 2024, 33(3):366–375. doi:10.7659/j.issn.1005-6947.2024.03.007.
- Zhang DY, Lei P, Zhang YB, et al. Construction and validation of a risk prediction model for clinically relevant pancreatic fistula after pancreaticoduodenectomy[J]. China Journal of General Surgery, 2024, 33(3):366–375. doi:10.7659/j.issn.1005-6947.2024.03.007.
- [50] 马洪运, 莫代海, 何达, 等. 胰十二指肠切除术前胆道引流在不同程度梗阻性黄疸患者中的应用价值分析[J]. 中国普通外科杂志, 2024, 33(3):330–340. doi:10.7659/j.issn.1005-6947.2024.03.003.
- Ma HY, Mo DH, He D, et al. Evaluation of the application value of preoperative biliary drainage in patients with different degrees of obstructive jaundice undergoing pancreaticoduodenectomy[J]. China Journal of General Surgery, 2024, 33(3): 330–340. doi: 10.7659/j.issn.1005-6947.2024.03.003.
- [51] 黄涛, 杨美文, 张雷达. 胰十二指肠切除术后早期胰瘘的影响及预测因素分析[J]. 中国普通外科杂志, 2018, 27(3):294–302. doi: 10.3978/j.issn.1005-6947.2018.03.005.
- Huang T, Yang MW, Zhang LD. Analysis of influential and predictive factors for early postoperative pancreatic fistula after pancreaticoduodenectomy[J]. China Journal of General Surgery, 2018, 27(3):294–302. doi:10.3978/j.issn.1005-6947.2018.03.005.

( 本文编辑 宋涛 )

本文引用格式:蔡正华, 毛凉, 仇毓东. 人工智能在胰腺外科中的应用[J]. 中国普通外科杂志, 2026, 35(3): 420–428. doi: 10.7659/j.issn.1005-6947.260097

Cite this article as: Cai ZH, Mao L, Qiu YD. Application of artificial intelligence in pancreatic surgery[J]. Chin J Gen Surg, 2026, 35(3): 420–428. doi:10.7659/j.issn.1005-6947.260097