



doi:10.7659/j.issn.1005-6947.250452
http://dx.doi.org/10.7659/j.issn.1005-6947.250452
China Journal of General Surgery, 2025, 34(8):1751-1757.

· 文献综述 ·

人工智能在胆道肿瘤诊疗中的应用进展与展望

杨世珍, 胡海洁

(四川大学华西医院 普通外科胆道外科, 四川 成都 610041)

摘要

胆道肿瘤(BTC)包括肝内胆管癌、肝门部胆管癌、远端胆管癌及胆囊癌,虽然发病率较低,但因诊断困难、治疗手段有限,其预后普遍较差。随着人工智能(AI)技术的快速发展,尤其是机器学习与深度学习在医学领域的广泛应用,AI在BTC的临床诊疗中展现出显著潜力。本文综述了AI在BTC诊断、预后评估、治疗决策及复发预测等方面的应用进展,并对不同模型的优势与不足进行了比较。同时,文章还探讨了AI在临床转化中所面临的挑战、未来发展方向及其在精准医学中的意义。AI的深度融合有望推动BTC的早期发现与个体化管理,为改善患者预后提供新的策略。

关键词

胆道肿瘤; 人工智能; 机器学习; 深度学习; 疾病管理; 综述

中图分类号: R735.8

Clinical applications of artificial intelligence in biliary tract cancers: progress and prospects

YANG Shizhen, HU Haijie

(Division of Biliary Tract Surgery, Department of General Surgery, West China Hospital, Sichuan University, Chengdu 610041, China)

Abstract

Biliary tract cancers (BTC), including intrahepatic cholangiocarcinoma, perihilar cholangiocarcinoma, distal cholangiocarcinoma, and gallbladder cancer, are relatively rare but carry a poor prognosis due to difficulties in diagnosis and limited therapeutic options. With the rapid advancement of artificial intelligence (AI), particularly machine learning and deep learning, its applications in clinical medicine have expanded substantially. This review summarizes the current progress of AI in BTC, focusing on its roles in diagnosis, prognostic evaluation, therapeutic decision-making, and recurrence prediction. The strengths and limitations of various AI models are discussed, alongside the challenges of clinical translation and potential future directions. The integration of AI into BTC management is expected to facilitate earlier detection, enhance personalized treatment strategies, and ultimately improve patient outcomes.

Key words

Biliary Tract Neoplasms; Artificial Intelligence; Machine Learning; Deep Learning; Disease Management; Review

CLC number: R735.8

收稿日期: 2025-08-14; 修订日期: 2025-08-23。

作者简介: 杨世珍, 四川大学华西医院硕士研究生, 主要从事肝胆肿瘤治疗方面的研究。

通信作者: 胡海洁, Email: hhj1063557621@163.com

胆道肿瘤（biliary tract cancers, BTC）是一组源于胆道上皮细胞的罕见恶性肿瘤，根据解剖学分类，BTC 可分为肝内胆管癌（intrahepatic cholangiocarcinoma, iCCA）、肝外胆管癌（extrahepatic cholangiocarcinoma, eCCA），后者包括肝门部胆管癌（perihilar cholangiocarcinoma, pCCA，又称 Klatskin 瘤）、远端肝外胆管癌（distal extrahepatic cholangiocarcinoma, dCCA）以及胆囊癌（gallbladder cancer, GBC）^[1]，在高收入国家年发病率约为每 50 000 人 1 例^[2]，尽管罕见，但其发病率和病死率近年来呈稳步上升趋势^[3]。

BTC 因晚期表现、非特异性症状的偶然发现、肿瘤的快速进展及向邻近淋巴结转移的能力增加了管理难度^[4]。因尚未发现特异性肿瘤标志物，目前尚无针对 BTC 的筛查方案。这些挑战促使我们思考如何利用人工智能（artificial intelligence, AI）来管理 BTC。AI 是指能够模拟人类智能并执行人类任务的机器和算法，涵盖了机器学习（machine learning, ML）、深度学习（deep learning, DL）、自然语言处理、计算机视觉等方面^[5-7]。其在医学领

域显示出了巨大的应用前景，尤其在医学影像分析、病理切片识别、分子靶点筛选、液体活检等领域展现出独特的优势，在疾病的诊断、治疗、预后等全过程均可发挥重要作用。

ML 在医学领域展现出很大的潜力和进展，DL 是 ML 的一个子集。当前关于 DL 与 BTC 的文献主要集中在卷积神经网络（convolutional neural networks, CNN）、人工神经网络（artificial neural networks, ANN）和循环神经网络（recurrent neural networks, RNN）。不同神经网络的核心功能及其在 BTC 的应用场景见表 1。CNN 主要处理图像数据^[8]，ANN 和 RNN 主要处理序列数据以及进行数据分类、回归，具有高度灵活性^[9]，Transformer 用于处理自然语言（包括口头和书面语言）的能力，可用于分析大量文本形式的内容（如电子病历，特别是非结构化的叙述性临床笔记）^[10]。结合不同网络和 Transformer 的 AI 模型能够以多种方式处理不同类型的数据，以满足 AI 在 BTC 领域的主要任务需求。

表 1 不同神经网络的特征
Table 1 Characteristics of different neural networks

算法类型	核心功能	BTC 应用场景
CNN	空间特征提取、图像识别	病理/影像分类(如 GBCHV 模型)
ANN	数据分类与回归	预后评分系统构建
RNN	序列数据分析	动态风险趋势预测(如 SW-LSTM)
Transformer	自然语言处理	生成报告、整合多模态数据

1 AI在BTC中的应用

1.1 诊断

BTC 具有迟发表现的特点，因此建立高效的诊断模型对改善 BTC 检出率至关重要。目前美国癌症联合委员会（American Joint Committee on Cancer, AJCC）第 8 版癌症分期手册的 TNM 系统^[11]是指导 BTC 诊断和治疗策略的主要分类标准，血清糖类抗原 19-9（CA19-9）（特异度约 83%，敏感度约 78%）和血清癌胚抗原（CEA）是两种常规用于 BTC 诊断评估的血清肿瘤标志物^[12]，然而尚未发现诊断 BTC 令人满意的特异性的公认肿瘤标志物。此外，目前专门用于 BTC 风险分层的 AI 模型较为稀缺，因为这些模型通常与诊断或预后评估模型联合使用。传统的风险分层模型仅能基于已

知风险因素（如胆石症、女性、年龄、吸烟史、胆囊切除和子宫切除史、绝经状态等）进行独立评估^[13]。

Watcharatanyatip 等^[14]开发了一种采用转化蛋白质组学方法的模型，可革新胆管癌（cholangiocarcinoma, CCA）新型生物标志物检测方法的发现和验证，从而实现早期检测。Li 等^[15]成功构建了一个创新的 ML 模型，利用病理因素和临床参数建立了个性化评分系统。该评分系统采用 3 个 ML 模型和 Cox 回归评估 27 个不同的临床独立变量，结果显示其 C 指数 [0.693（95% CI=0.663~0.723）] 显著高于 AJCC 第 8 版和日本肝癌研究小组（LCSGJ）分期系统 [0.671（95% CI=0.602~0.740）]。加权长短期记忆网络深度学习模型（weighted long short-term memory network, SW-LSTM）对 BTC 风险

因素及其相关趋势进行了研究,结果发现,该模型相较于传统模型具有更高的准确率,而且在年龄标准化死亡率与高体质量指数(bady mass index, BMI)的关系上,显示显著的性别差异,高BMI对女性的影响约为男性的1.98倍^[16]。

BTC的确诊仍需结合医学影像学和组织病理学取样^[17]。怀疑BTC时首选CT检查。多期增强CT扫描可观察肿瘤情况,并准确评估血管侵犯;PET扫描可更明显地评估淋巴结转移^[18]。MRI能更精细地显示胆道树解剖结构,为手术切除和重建提供重要信息。磁共振胆胰管成像(magnetic resonance cholangiopancreatography, MRCP)的优势在于鉴别良恶性病变,具有较高的特异度和敏感度^[19]。超声内镜可提供安全微创的诊断成像,而更具侵入性的内镜逆行胰胆管造影兼具诊断和治疗双重功能。这些影像学检查的放射组学特征分割数据使得AI模型能够对BTC进行分类、分期和诊断。

从全切片图像(whole slide images, WSI) 2D图像和高光谱图像(hyperspectral images, HSI) 3D信息中提取的组织病理学数据已被证明有效,其

中后者显示出分类精度高和应用前景好^[20]。HSI可在像素和不同波段水平提取显微数据,从而通过分析像素模式区分癌组织和非癌组织^[21]。Chaiteerakij等^[22]研究发现,采用ML区分局灶性肝脏病变(focal liver lesions, FLL)时,胆管癌检测准确率达92.2%。Marya等^[23]通过胆管刷状细胞学结合基于网络的计算机辅助检测和诊断系统,发现AI方案在区分良恶性WSI方面比细胞学家更高效且准确率相当。区分肝细胞癌和iCCA是另一个关键诊断步骤。Zhang等^[24]利用血浆游离DNA(cell-free DNA, cfDNA)片段组学,开发了一种成本效益高且敏感(iCCA达100%)的集成堆叠ML模型,用于鉴别iCCA与其他肝脏病变(如原发性肝脏病变和HCC)。Ito等^[25]的ML模型LiquidPlex通过胆汁和cfDNA液体活检这种革命性无创诊断方式,能够对肿瘤衍生变异进行分类。尽管样本量较小导致结论尚不明确,但为液体活检和肿瘤标志物鉴定领域开辟了新途径。这些技术模型的效能对比见表2。

表2 不同AI模型诊断效能对比表

Table 2 Comparison of diagnostic performance among different AI models

技术类型	核心优势	目的
蛋白组学	革新新型生物标志物检测方法的发现和验证	实现BTC早期检测
影像学组学	获得具有放射组学特征的分割数据	对BTC进行分类、分期和诊断
液体活检	无创诊断方式	对肿瘤衍生变异进行分类

另一种DL算法—胆囊癌水平-垂直变换器(GBCHV Horizontal-Vertical Transformer, GBCHV)结合了具有自注意力机制的GBCHV-Trans块,使用来自具有挑战性的胆囊癌超声检查(Gallbladder Cancer Ultrasound, GBCU)数据集的超声图像将GBC准确分类为良性、恶性和正常类别,并通过进行消融研究实现了96.21%的总体诊断准确率^[26]。Kumar等^[20]采用CNN和3D U-Net算法,显示其分类准确率比SegNet、CPFNet和IANet等流行神经网络高4.29%。Xiang等^[27]通过比较放射科医师与DL算法ResNet50对CT图像的判读准确率,发现DL的曲线下面积(AUC)达0.864,显示出超越人类放射科医师的优势。Gupta等^[28]的前瞻性研究也证实,自动DL分类器的诊断能力优于放射科医师。除提高BTC诊断准确性外,AI模型还能减少诊断延迟。Zhou等^[29]开发的空

间通道特征融合卷积神经网络(spatial-channel feature fusion convolution neural network, DCFCNN)不仅能对CCA组织病理图像进行分类,且与AlexNet、Vgg19_bn、ResNet152和DesNet161等模型相比,具有最好的综合性能,如与DCFCNN相比,Vgg19_bn花费的测试时间更少(7.82 s vs. 8.27 s),但训练时间更长(4 187.19 s vs. 2 975.05 s); AlexNet的训练时间和测试时间都低于DCFCNN,但DCFCNN的分类性能明显好于AlexNet。这些AI诊断模型可改善BTC发现晚,诊断准确率低的现状,从而为BTC患者带来福音。

1.2 预后

术后复发风险、中位生存率、无进展生存期、辅助治疗、微血管侵犯等生存指标可单独或联合评估。将术后参数与术前临床数据结合可构建强大的临床预测模型。Müller等^[30]基于这一思路编成了一个ANN,并将其准确率与已知的预后评分系

统复旦评分^[31]进行比较,结果显示ANN优于复旦评分。另一方面,Yin等^[32]采用3D-DenseNet将TNM分期系统与放射组学结合,预测GBC患者的1、3、5年生存率的AUC分别为0.827、0.865、0.926。随着疾病分期的增加,5年生存率呈下降趋势^[33]。另一项研究^[34]利用CT和MRI图像的放射组学特征及临床数据进行术前预后预测,发现其预测准确率与术后预后相当。前文提到BTC缺乏高特异性肿瘤标志物,但Liao等^[35]研究表明,采用差异表达基因的ANN模型对CCA的AUC可达0.980。该研究还发现SPARCL1在肿瘤免疫环境中的疾病特异性生存方面可能发挥保护作用。

1.3 治疗策略

预后评估可用于指导临床医生制定BTC患者的治疗方案。治疗方案取决于BTC的分期和转移情况。此外,提高HCC等其他原发性肝癌与CCA的鉴别能力有助于制定治疗策略。Liu等开发的DL算法能准确区分肿块型iCCA与HCC,准确率约92.26%。术后,Xiang等^[36]、Zhan等^[37]、Gao等^[38]描述的各种DL模型可用于预测微血管侵犯、神经周围侵犯和淋巴结转移(lymph node metastasis, LNM),从而决定是否进行辅助治疗及再次手术。AI在术中的应用最初局限于机器人手术及相关领域,现已进一步发展至常规影像(如CT、MRI、超声)中的识别功能,可辅助外科医生实现R₀切除,获得更好结果。Wolff等^[39]采用光学相干断层扫描实现了这一目标。此外,创新模型MC-GAT利用HSI在术中实时分类CCA的高光谱病理图像,可能对手术结果产生深远影响^[40]。

1.4 复发

由于BTC表现较晚,其转移率约为31%~43%^[41]。BTC转移可分为局部侵犯、LNM、远处转移、神经周围侵犯和血管侵犯(如门静脉侵犯)。一项研究^[42]显示BTC的复发和病死率较高,1、3、5年总生存率分别为75%、37%、22%。

Ji等^[43]CT影像组学方法评估LNM与无复发生存的关系,发现LNM风险越高,无复发生存期越短。Ruan等通过遗传和蛋白质分析(蛋白质组和转录组数据)设计的ML算法(EMLI-Metastasis)在评估蛋白质组数据时准确率达97.1%,评估转录组数据时为85%,可实现BTC转移进展的早期检测。Perez等^[44]开发的LASSO规则化Cox回归模型通过评估淋巴结比率、神经周围侵犯、N分期(TNM分

期)、手术根治性和分化等级等参数预测dCCA复发,AUC达92.4%。Song等^[45]利用CA19-9、肿瘤边缘和血管侵犯评估iCCA患者术后早期复发的可预测性,与AJCC TNM分期相比,AUC为0.974。Xu等^[46]进一步采用5折交叉验证技术的DL模型对半肝切除患者的复发预测准确率达89.41%。一项研究^[47]采用极端梯度提升(eXtreme Gradient Boosting, XGBoost) ML模型表明,年龄、术前CA19-9水平、肿瘤分化程度和大小及LNM是早期复发的五个重要预测因素。年龄是复发的影响因素也是影响iCCA手术患者生存率的重要因素,年轻患者的手术预后优于老年患者^[48]。因此,用于复发预测的AI模型能够使外科医生评估患者的复发情况,从而及时干预。

2 AI在BTC临床转化中的挑战与展望

在整理和研究所获文章的过程中,笔者注意到关于AI及其在BTC中应用的文献数量庞大,在PubMed、Scopus和Web of Science数据库的初步搜索结果显示超过3 645篇相关文章。自2021年起,相关主题的文章数量急剧增加,呈现指数级增长,2024年达到顶峰。这表明AI在医学领域的重要性已得到广泛认可。然而,就本综述描述的AI模型的临床应用而言,距离全面整合仍面临重大挑战,但笔者认为这一趋势不可避免。笔者还注意到基于影像组学数据的AI模型非常丰富。这可以追溯到1976年首个用于X射线和MRI图像处理的AI模型CASNET(Convolutional Auxiliary Supervision Network)^[49]。此后,AI迅猛发展,大数据的兴起、计算能力的提升和ML的进步共同推动了AI的发展及其在各种任务中的辅助能力^[50]。

然而,了解AI的缺陷以及研究未来如何最小化这些缺陷至关重要,以便未来开发更强大的AI系统来推进患者护理。在数据领域,必须认识到AI的工作依赖于提供的数据集。因此,任何有偏见、不完整或错误的数据都会反映在结果中。因此联邦学习提升数据多样性,建立经过严格监督和审查,具有全球意义的标准化数据集很有必要,可以减少数据收集的误差。其次,AI模型的数据训练多来自单中心,使得模型的泛化性减弱。此外,本文描述的AI系统处理的数据集具有特定和有限的基本特征(如年龄、性别、国籍、人种

等),因此这些AI模型的结果不能在全球范围内解释,限制了其在大规模流行病学中的应用,且阻碍了普适性。由于AI仅限于提供的数据集,如果某项任务没有足够的数据量,结果就会出现偏差。尝试通过生成式AI(如Flamingo-CXR^[51])解决这一问题,该模型基于现有图像生成合成图像。

一个重要的概念源于某些AI算法的“黑箱”性质,即AI完成任务后呈现结果的过程不为人知。这引发了临床医生对输出结果可信度的怀疑,因为无法解释得出结论的过程^[52]。而可解释AI(XAI)工具的使用(如LIME),可用于解释结果并提供其背后过程的合理化,增加结果透明度^[53]。因此,需要AI开发人员和临床医生共同努力,创建更适合医疗保健系统并能提供高效支持的新模型。

在实际临床应用中,AI模型的全面整合仍有难度,需适配现有的影像系统,同时由于跨学科合作不足,AI模型的研发和临床转化目前具有一定的障碍^[54]。因此合作对于推动创新和确保AI安全有效地融入胆道护理至关重要。放射科医师、数据科学家和监管机构之间的跨学科努力有助于建立强有力的指南,并为AI驱动的胆道病理管理进步铺平道路。

在伦理方面,除了要保证所获得的包含患者隐私信息的医疗数据符合伦理规范外,也要明确AI决策责任归属,因为模型的决策可能影响患者的生命健康,如何确保模型的公平性和透明度,也是需要关注的伦理问题^[54-55]。

3 AI赋能BTC管理的前景与意义

技术进步推动AI迅猛发展。自1976年AI应用于医学领域以来,过去10年呈指数级发展,衍生出重要算法,特别是ML和DL。这一进展的重要意义在于AI通过神经网络模仿人脑,具备记忆和处理能力。研究发现,在放射学和生物学诊断评估领域,CNN是最常用的算法。将AI整合到诊断中促进了BTC诊断准确率的革新。此外,AI的预测和预后能力使临床医生能够整合来自放射影像、生物标志物和临床数据的大规模数据集,形成组学数据以提高效用。这反过来又提高了诊断和预后准确性、时间效率,并促进个体化治疗策略,从而改善患者预后和BTC侵袭性的总体生存率。本文综述了不同模型及其与传统方法相比的能力,

结论表明,AI技术在促进BTC管理的准确干预、诊断和决策方面具有显著优势。在未来,我们可以着重于发展多模态融合(影像+基因组+临床数据),实时术中AI导航(如增强现实技术结合),同时进行前瞻性临床试验设计,从而促进及完善AI在BTC领域的应用。

志谢:作者衷心感谢相关研究或联盟提供的开放数据集用于分析。

作者贡献声明:杨世珍负责数据整理、数据统计分析、文章撰写;胡海洁负责研究指导、论文审阅、经费支持。

利益冲突:所有作者均声明不存在利益冲突。

参考文献

- [1] Chan E, Berlin J. Biliary tract cancers: understudied and poorly understood[J]. J Clin Oncol, 2015, 33(16):1845-1848. doi:10.1200/JCO.2014.59.7591.
- [2] Valle JW, Kelley RK, Nervi B, et al. Biliary tract cancer[J]. Lancet, 2021, 397(10272):428-444. doi:10.1016/S0140-6736(21)00153-7.
- [3] Kim D, Manikat R, Wijarnpreecha K, et al. Burden of mortality from hepatocellular carcinoma and biliary tract cancers by race and ethnicity and sex in US, 2018-2023[J]. Clin Mol Hepatol, 2024, 30(4):756-770. doi:10.3350/cmh.2024.0318.
- [4] Esnaola NF, Meyer JE, Karachristos A, et al. Evaluation and management of intrahepatic and extrahepatic cholangiocarcinoma[J]. Cancer, 2016, 122(9): 1349-1369. doi: 10.1002/cncr.29692.
- [5] 任洪成,陈作观,李拥军.人工智能在外周动脉疾病中的应用研究进展[J].中国普通外科杂志,2024,33(12):2062-2068. doi: 10.7659/j.issn.1005-6947.2024.12.015.
Ren HC, Chen ZG, Li YJ. Advances in the application of artificial intelligence in peripheral arterial disease[J]. China Journal of General Surgery, 2024, 33(12): 2062-2068. doi: 10.7659/j.issn.1005-6947.2024.12.015.
- [6] Dossabhoy SS, Ho VT, Ross EG, et al. Artificial intelligence in clinical workflow processes in vascular surgery and beyond[J]. Semin Vasc Surg, 2023, 36(3): 401-412. doi: 10.1053/j.semvascsurg.2023.07.002.
- [7] Matheny ME, Whicher D, Thadaney Israni S. Artificial intelligence in health care: a report from the national academy of medicine[J]. JAMA, 2020, 323(6):509-510. doi:10.1001/jama.2019.21579.
- [8] Yasin M, Sarıgül M, Avci M. Logarithmic learning differential convolutional neural network[J]. Neural Netw, 2024, 172: 106114.

- doi:10.1016/j.neunet.2024.106114.
- [9] Kriegeskorte N, Golan T. Neural network models and deep learning[J]. *Curr Biol*, 2019, 29(7): R231–R236. doi: 10.1016/j.cub.2019.02.034.
- [10] Lareyre F, Nasr B, Chaudhuri A, et al. Comprehensive review of natural language processing (NLP) in vascular surgery[J]. *EJVES Vasc Forum*, 2023, 60:57–63. doi:10.1016/j.ejvsf.2023.09.002.
- [11] Amin MB, Greene FL, Edge SB, et al. The eighth edition AJCC cancer staging manual: continuing to build a bridge from a population-based to a more “personalized” approach to cancer staging[J]. *CA Cancer J Clin*, 2017, 67(2): 93–99. doi: 10.3322/caac.21388.
- [12] Tsen A, Barbara M, Rosenkranz L. Dilemma of elevated CA 19-9 in biliary pathology[J]. *Pancreatol*, 2018, 18(8): 862–867. doi: 10.1016/j.pan.2018.09.004.
- [13] Khan ZR, Neugut AI, Ahsan H, et al. Risk factors for biliary tract cancers[J]. *Am J Gastroenterol*, 1999, 94(1):149–152. doi: 10.1111/j.1572-0241.1999.00786.x.
- [14] Watcharatanyatip K, Chutipongtanat S, Chokchaichamnankit D, et al. Translational proteomic approach for cholangiocarcinoma biomarker discovery, validation, and multiplex assay development: a pilot study[J]. *Molecules*, 2022, 27(18): 5904. doi: 10.3390/molecules27185904.
- [15] Li Z, Yuan L, Zhang C, et al. A novel prognostic scoring system of intrahepatic cholangiocarcinoma with machine learning basing on real-world data[J]. *Front Oncol*, 2021, 10: 576901. doi: 10.3389/fonc.2020.576901.
- [16] Qiu S, Zeng W, Zhang J, et al. The global and regional burden of gallbladder and biliary tract cancer and attributable risk factors: trends and predictions[J]. *Liver Int*, 2025, 45(4): e70025. doi: 10.1111/liv.70025.
- [17] Surya H, Abdullah M, Nelwan EJ, et al. Current updates on diagnosis and management of cholangiocarcinoma: from surgery to targeted therapy[J]. *Acta Med Indones*, 2023, 55(3):361–370.
- [18] Iavarone M, Piscaglia F, Vavassori S, et al. Contrast enhanced CT-scan to diagnose intrahepatic cholangiocarcinoma in patients with cirrhosis[J]. *J Hepatol*, 2013, 58(6): 1188–1193. doi: 10.1016/j.jhep.2013.02.013.
- [19] Saluja SS, Sharma R, Pal S, et al. Differentiation between benign and malignant hilar obstructions using laboratory and radiological investigations: a prospective study[J]. *HPB (Oxford)*, 2007, 9(5): 373–382. doi:10.1080/13651820701504207.
- [20] Kumar SS, Sahoo OP, Mundada G, et al. Deep learning-based hyperspectral microscopic imaging for cholangiocarcinoma detection and classification[J]. *Opt Continuum*, 2024, 3(8): 1311. doi:10.1364/optcon.527576.
- [21] Liu Z, Wang H, Li Q. Tongue Tumor Detection in Medical Hyperspectral Images[J]. *Sensors (Basel)*, 2012, 12(1): 162–174. doi: 10.3390/s120100162.
- [22] Chaiteerakij R, Ariyaskul D, Kulkraisri K, et al. Artificial intelligence for ultrasonographic detection and diagnosis of hepatocellular carcinoma and cholangiocarcinoma[J]. *Sci Rep*, 2024, 14(1):20617. doi:10.1038/s41598-024-71657-z.
- [23] Marya NB, Powers PD, Bois MC, et al. Utilization of an artificial intelligence-enhanced, web-based application to review bile duct brushing cytologic specimens: a pilot study[J]. *Cancer Cytopathol*, 2024, 132(12):779–787. doi:10.1002/cncy.22898.
- [24] Zhang X, Wang Z, Tang W, et al. Ultrasensitive and affordable assay for early detection of primary liver cancer using plasma cell-free DNA fragmentomics[J]. *Hepatology*, 2022, 76(2):317–329. doi: 10.1002/hep.32308.
- [25] Ito S, Ando M, Aoki S, et al. Usefulness of multigene liquid biopsy of bile for identifying driver genes of biliary duct cancers[J]. *Cancer Sci*, 2024, 115(12):4054–4063. doi:10.1111/cas.16365.
- [26] Hasan MZ, Rony MAH, Chowh SS, et al. GBCHV an advanced deep learning anatomy aware model for accurate classification of gallbladder cancer utilizing ultrasound images[J]. *Sci. Rep.*, 2025, 15:7120. doi:10.1038/s41598-025-89232-5.
- [27] Xiang F, Meng QT, Deng JJ, et al. A deep learning model based on contrast-enhanced computed tomography for differential diagnosis of gallbladder carcinoma[J]. *Hepatobiliary Pancreat Dis Int*, 2024, 23(4):376–384. doi:10.1016/j.hbpd.2023.04.001.
- [28] Gupta P, Basu SM, Rana P, et al. Deep-learning enabled ultrasound based detection of gallbladder cancer in northern India: a prospective diagnostic study[J]. *Lancet Reg Health Southeast Asia*, 2023, 24:100279. doi:10.1016/j.lansea.2023.100279.
- [29] Zhou H, Li JY, Huang J, et al. A histopathological image classification method for cholangiocarcinoma based on spatial-channel feature fusion convolution neural network[J]. *Front Oncol*, 2023, 13:1237816. doi:10.3389/fonc.2023.1237816.
- [30] Müller L, Mähringer-Kunz A, Gairing SJ, et al. Survival prediction in intrahepatic cholangiocarcinoma: a proof of concept study using artificial intelligence for risk assessment[J]. *J Clin Med*, 2021, 10(10):2071. doi:10.3390/jcm10102071.
- [31] Jiang W, Zeng ZC, Tang ZY, et al. A prognostic scoring system based on clinical features of intrahepatic cholangiocarcinoma: the Fudan score[J]. *Ann Oncol*, 2011, 22(7):1644–1652. doi: 10.1093/annonc/mdq650.
- [32] Yin Z, Chen T, Shu Y, et al. A gallbladder cancer survival prediction model based on multimodal fusion analysis[J]. *Dig Dis Sci*, 2023, 68(5):1762–1776. doi:10.1007/s10620-022-07782-4.
- [33] Hundal R, Shaffer EA. Gallbladder cancer: epidemiology and outcome[J]. *Clin Epidemiol*, 2014, 6: 99–109. doi: 10.2147/CLEP.S37357.
- [34] Fiz F, Rossi N, Langella S, et al. Radiomics of intrahepatic cholangiocarcinoma and peritumoral tissue predicts postoperative survival: development of a CT-based clinical-radiomic model[J]. *Ann Surg Oncol*, 2024, 31(9): 5604–5614. doi: 10.1245/s10434-

- 024-15457-9.
- [35] Liao JH, Meng CY, Liu BQ, et al. A cholangiocarcinoma prediction model based on random forest and artificial neural network algorithm[J]. J Coll Physicians Surg Pak, 2023, 33(5):578-586. doi: [10.29271/jcsp.2023.05.578](https://doi.org/10.29271/jcsp.2023.05.578).
- [36] Xiang F, Liang X, Yang L, et al. Contrast-enhanced CT radiomics for prediction of recurrence-free survival in gallbladder carcinoma after surgical resection[J]. Eur Radiol, 2022, 32(10): 7087-7097. doi: [10.1007/s00330-022-08858-5](https://doi.org/10.1007/s00330-022-08858-5).
- [37] Zhan PC, Lyu PJ, Li Z, et al. CT-based radiomics analysis for noninvasive prediction of perineural invasion of perihilar cholangiocarcinoma[J]. Front Oncol, 2022, 12:900478. doi: [10.3389/fonc.2022.900478](https://doi.org/10.3389/fonc.2022.900478).
- [38] Gao W, Wang W, Song D, et al. A multiparametric fusion deep learning model based on DCE-MRI for preoperative prediction of microvascular invasion in intrahepatic cholangiocarcinoma[J]. J Magn Reson Imaging, 2022, 56(4): 1029-1039. doi: [10.1002/jmri.28126](https://doi.org/10.1002/jmri.28126).
- [39] Wolff LI, Hachgenei E, Goßmann P, et al. Optical coherence tomography combined with convolutional neural networks can differentiate between intrahepatic cholangiocarcinoma and liver parenchyma ex vivo[J]. J Cancer Res Clin Oncol, 2023, 149(10): 7877-7885. doi: [10.1007/s00432-023-04742-x](https://doi.org/10.1007/s00432-023-04742-x).
- [40] Li Y, Shi X, Yang LP, et al. MC-GAT: multi-layer collaborative generative adversarial transformer for cholangiocarcinoma classification from hyperspectral pathological images[J]. Biomed Opt Express, 2022, 13(11):5794-5812. doi: [10.1364/BOE.472106](https://doi.org/10.1364/BOE.472106).
- [41] Liao P, Cao L, Chen H, et al. Analysis of metastasis and survival between extrahepatic and intrahepatic cholangiocarcinoma: a large population-based study[J]. Medicine (Baltimore), 2021, 100(16): e25635. doi: [10.1097/MD.00000000000025635](https://doi.org/10.1097/MD.00000000000025635).
- [42] Spolverato G, Vitale A, Cucchetti A, et al. Can hepatic resection provide a long-term cure for patients with intrahepatic cholangiocarcinoma? [J]. Cancer, 2015, 121(22): 3998-4006. doi: [10.1002/cncr.29619](https://doi.org/10.1002/cncr.29619).
- [43] Ji GW, Zhang YD, Zhang H, et al. Biliary tract cancer at CT: a radiomics-based model to predict lymph node metastasis and survival outcomes[J]. Radiology, 2019, 290(1):90-98. doi: [10.1148/radiol.2018181408](https://doi.org/10.1148/radiol.2018181408).
- [44] Perez M, Palnaes Hansen C, Burdío F, et al. A machine learning predictive model for recurrence of resected distal cholangiocarcinoma: Development and validation of predictive model using artificial intelligence[J]. Eur J Surg Oncol, 2024, 50(7): 108375. doi: [10.1016/j.ejso.2024.108375](https://doi.org/10.1016/j.ejso.2024.108375).
- [45] Song Y, Zhou G, Zhou Y, et al. Artificial intelligence CT radiomics to predict early recurrence of intrahepatic cholangiocarcinoma: a multicenter study[J]. Hepatol Int, 2023, 17(4): 1016-1027. doi: [10.1007/s12072-023-10487-z](https://doi.org/10.1007/s12072-023-10487-z).
- [46] Xu X, Xing Z, Xu Z, et al. A deep learning model for prediction of post hepatectomy liver failure after hemihepatectomy using preoperative contrast-enhanced computed tomography: a retrospective study[J]. Front Med (Lausanne), 2023, 10: 1154314. doi: [10.3389/fmed.2023.1154314](https://doi.org/10.3389/fmed.2023.1154314).
- [47] Kawashima J, Endo Y, Rashid Z, et al. Predictive model for very early recurrence of patients with perihilar cholangiocarcinoma: a machine learning approach[J]. Hepatobiliary Surg Nutr, 2025, 14(1):3-15. doi: [10.21037/hbsn-24-385](https://doi.org/10.21037/hbsn-24-385).
- [48] Song S, Song S, Zhao H, et al. Using machine learning methods to investigate the impact of age on the causes of death in patients with early intrahepatic cholangiocarcinoma who underwent surgery[J]. Clin Transl Oncol, 2025, 27(4): 1623-1631. doi: [10.1007/s12094-024-03716-w](https://doi.org/10.1007/s12094-024-03716-w).
- [49] Ji YZ, Zhang HJ, Jie ZQ, et al. CASNet: a cross-attention Siamese network for video salient object detection[J]. IEEE Trans Neural Netw Learn Syst, 2021, 32(6): 2676-2690. doi: [10.1109/TNNLS.2020.3007534](https://doi.org/10.1109/TNNLS.2020.3007534).
- [50] Shu LQ, Sun YK, Tan LH, et al. Application of artificial intelligence in pediatrics: past, present and future[J]. World J Pediatr, 2019, 15(2):105-108. doi: [10.1007/s12519-019-00255-1](https://doi.org/10.1007/s12519-019-00255-1).
- [51] Tanno R, Barrett DGT, Sellergren A, et al. Collaboration between clinicians and vision-language models in radiology report generation[J]. Nat Med, 2025, 31(2):599-608. doi: [10.1038/s41591-024-03302-1](https://doi.org/10.1038/s41591-024-03302-1).
- [52] Castelvechi D. Can we open the black box of AI? [J]. Nature, 2016, 538(7623):20-23. doi: [10.1038/538020a](https://doi.org/10.1038/538020a).
- [53] Ali S, Abuhmed T, El-Sappagh S, et al. Explainable artificial intelligence (XAI): what we know and what is left to attain trustworthy artificial intelligence[J]. Inf Fusion, 2023, 99: 101805. doi: [10.1016/j.inffus.2023.101805](https://doi.org/10.1016/j.inffus.2023.101805).
- [54] 张津银, 谭清泉, 柯能文, 等. 人工智能在胰腺癌诊疗领域的应用现状及前景[J]. 中国普通外科杂志, 2025, 34(3):418-427. doi: [10.7659/j.issn.1005-6947.250013](https://doi.org/10.7659/j.issn.1005-6947.250013).
- Zhang JY, Tan QQ, Ke NW, et al. The current status and prospects of artificial intelligence in the diagnosis and treatment of pancreatic cancer[J]. China Journal of General Surgery, 2025, 34(3):418-427. doi: [10.7659/j.issn.1005-6947.250013](https://doi.org/10.7659/j.issn.1005-6947.250013).
- [55] Gill AS, Germann S. Conceptual and normative approaches to AI governance for a global digital ecosystem supportive of the UN Sustainable Development Goals (SDGs)[J]. AI Ethics, 2022, 2(2): 293-301. doi: [10.1007/s43681-021-00058-z](https://doi.org/10.1007/s43681-021-00058-z).

(本文编辑 宋涛)

本文引用格式: 杨世珍, 胡海洁. 人工智能在胆道肿瘤诊疗中的应用进展与展望[J]. 中国普通外科杂志, 2025, 34(8): 1751-1757. doi: [10.7659/j.issn.1005-6947.250452](https://doi.org/10.7659/j.issn.1005-6947.250452)

Cite this article as: Yang SZ, Hu HJ. Clinical applications of artificial intelligence in biliary tract cancers: progress and prospects[J]. Chin J Gen Surg, 2025, 34(8): 1751-1757. doi: [10.7659/j.issn.1005-6947.250452](https://doi.org/10.7659/j.issn.1005-6947.250452)