

## 人工智能在胃癌影像学中的应用进展

蔡美兰<sup>1</sup> 乌新林<sup>2</sup>

<sup>1</sup>内蒙古医科大学附属医院医学专业外语教研室,呼和浩特 010050;<sup>2</sup>内蒙古医科大学附属医院胃肠外科,呼和浩特 010050

通信作者:乌新林,Email:wuxinlin@126.com

**【摘要】** 胃癌是常见的消化道恶性肿瘤,其预后与肿瘤分期密切相关。影像学检查在胃癌的临床诊断、分级分期、疗效评估及预后预测等方面发挥着重要作用。近年来,结合影像组学特征的人工智能技术,成为胃癌诊疗方面研究的热点。越来越多的研究证据表明,人工智能(AI)技术在影像学诊断应用中具有卓越表现并且前景广阔。AI不仅提高了胃癌诊断与分期的准确度,而且在胃癌的病理评估、辅助治疗和预后预测等方面均具有极大的应用价值。本文系统回顾国内外相关文献,综述AI在胃癌影像学中的应用进展。

**【关键词】** 胃肿瘤; 人工智能; 影像组学; 诊断

**基金项目:** 内蒙古自然科学基金(2022MS08006)

### Progress in the application of artificial intelligence in gastric cancer imaging

Cai Meilan<sup>1</sup>, Wu Xinlin<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Department of Medical Foreign Language Teaching and Research, Affiliated Hospital of Inner Mongolia Medical University, Hohhot 010050, China; <sup>2</sup>Department of Gastrointestinal surgery, Affiliated Hospital of Inner Mongolia Medical University, Hohhot 010050, China

Corresponding author: Wu Xinlin, Email: wuxinlin@126.com

**【Abstract】** Gastric cancer is a common malignant tumor of digestive tract, and its prognosis varies greatly with different stages of the tumor. In recent years, more and more evidence shows that artificial intelligence (AI) technology has excellent performance in imaging diagnostic applications, with remarkable diagnostic effects and broad prospects. AI not only improves the accuracy of diagnosis and staging of gastric cancer, but also has great application value in pathological assessment, adjuvant therapy and prognosis prediction. This article systematically reviews domestic and foreign literature to explore the application progress of AI in gastric cancer imaging.

**【Key words】** Stomach neoplasms; Artificial intelligence; Imaging; Diagnosis

**Fund program:** Inner Mongolia Natural Science Foundation (2022MS08006)

胃癌是全球第5大常见的恶性肿瘤,在我国常见恶性肿瘤发病率和病死率均排第3位,其中约90%的患者发现时肿瘤已处于晚期,总体5年生存率35.1%<sup>[1]</sup>。手术切除是目前治疗胃癌最有效的手段,早期发现和早期诊断是提高胃癌患者预后的关键措施。诊断胃癌的常用手段包括普通内镜或超声内镜(endoscopic ultrasonography, EUS)、计算机断层扫描(computed tomography, CT)、磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)及<sup>18</sup>F-氟脱氧葡萄糖正电子发射断层

摄影术(<sup>18</sup>F-fluorodeoxyglucose positron emission tomography, <sup>18</sup>F-FDG PET)等<sup>[2-3]</sup>。然而,影像学诊断的准确性受到设备参数不同、诊断经验参差不齐、解剖学变异等多因素影响,临床上往往需要多次重复并结合两种及以上的检查方式来提高胃癌诊断的准确度。这样多重的检查势必增加患者的经济负担,并且也会增加放射暴露量。人工智能(artificial intelligence, AI)正是在这样的背景下发展起来。AI可以理解为计算机具备的一种智能运行方式,研究者们对计算机

DOI: 10.3760/cma.j.cn441530-20230811-00043

收稿日期 2023-08-11 本文编辑 卜建红

引用本文:蔡美兰,乌新林.人工智能在胃癌影像学中的应用进展[J].中华胃肠外科杂志,2023,26(9):903-906. DOI: 10.3760/cma.j.cn441530-20230811-00043.



的算法进行分析和解读,通过对研究数据整理,推演出算法模型,在经过有效的反复多次验证后,在无需显示编程情况下即可对具体的研究数据做出预测或决策<sup>[4]</sup>。基于胃癌影像学资料的 AI 技术旨在探究更准确、经济、无创的评估方法,协助个体化精准治疗的开展。目前,应用较成熟的 AI 技术包括影像组学特征和深度学习技术<sup>[5-6]</sup>。AI 技术通过深入挖掘影像图像中的海量数据特征,确切分析肿瘤表征的同质性和异质性,从而对肿瘤相关组织进行定性或定量诊断。近年来,AI 在指导胃癌影像学诊断方面的价值已经凸显,并显示出巨大优势,已经成为研究热点领域。本文系统性回顾了目前国内外最新文献资料,探讨 AI 结合影像学在胃癌诊断和预后判断中的作用与价值。

### 一、AI 提高胃癌影像学诊断的准确性

胃癌的分期决定治疗及预后,术前精准分期能够为患者制定个体化的治疗策略,从而改善胃癌患者术后生活质量。肿瘤的 TNM 分期系统是目前胃癌患者术前评估最常用的分期系统,而影像学是实现 TNM 分期的主要手段。

EUS 可以进行胃壁全层及部分周围结构显像,因此,它已成为胃癌术前分期首选的无创检查方法,特别是在肿瘤早期及淋巴结受累的患者<sup>[7]</sup>。然而,对比多项研究发现,EUS 对胃癌术前 T 分期及 N 分期的准确度存在较大差异,这些差异与肿瘤的大小、位置、浸润深度以及病理亚型有关,因此,提升 EUS 准确诊断的稳定性成为难点。目前,已有研究证实,基于 AI 的 EUS 图像在对上消化道黏膜下病变的诊断中具有极大优势<sup>[8]</sup>。这种 AI 诊断系统有助于协助内镜医生提前预测黏膜下病变的病理分型,指导临床诊断与决策。然而,胃癌浸润超越黏膜下层的 AI 智能识别模型仍有待发掘。

CT 作为内镜检查后首要推荐的手段,主要目的是发现转移性的病变,包括淋巴结、其他组织器官和腹膜转移。研究表明,CT 评估胃癌浆膜受累的敏感度和特异度并不优于 EUS;另外,CT 判断淋巴结转移的总体准确率仅为 64%<sup>[9-10]</sup>。现阶段,基于胃癌 CT 图像开发智能模型从而帮助完善术前分期已成为研究热点。Zeng 等<sup>[11]</sup>通过构建卷积神经网络深度学习模型回顾性识别早期胃癌的 CT 图像,准确度可以达到 0.914 以上。这一系统模型有可能成为临床筛查早期胃癌的理想工具,有助于减少误诊和漏诊,但目前尚缺乏前瞻性研究来验证。Zheng 等<sup>[12]</sup>基于胃癌 CT 增强图像训练的智能肿瘤识别系统能够准确识别 T2~4 期胃癌,验证队列中最佳受试者工作特征曲线下面积(the area under curve, AUC)为 0.930。相比影像学专家人工判断来说,该系统在保证准确率足够高的前提下能更快地完成肿瘤诊断分期,且可行性较高。另外,Huang 等<sup>[13]</sup>构建 CT 影像组学列线图能够较好地判别胃癌的不同组织学分类,在预测队列、内部验证队列及外部验证队列的 AUC 分别为 0.777、0.726 和 0.720,证明了其对于胃癌鉴别诊断具有潜在价值。

腹部 MRI 技术正逐步克服低信噪比、低空间分辨率、低时间分辨率及高运动伪影的成像缺点,通过提供多方面的

组织信息,成为胃癌术前检查的优选项。与 CT 相比,MRI 在对胃癌胃壁侵犯程度方面的判断具有较高的准确度。在评估淋巴结转移方面,MRI 的整体准确率与多排计算机断层扫描(multidetector row computed tomography, MDCT)相当,检测远处转移的敏感度和特异度甚至可达到 100%<sup>[14]</sup>。鉴于其强大的分期优势,研究者们通过对 MRI 影像组学特征进行分析,来提高胃癌诊断的准确度,结果发现,无论是在 T 分期、N 分期还是在分化程度的鉴别中,相关模型均有不错的检验性能<sup>[15-16]</sup>。总体而言,目前有关胃癌 MRI 的 AI 分期模型鲜有报道,可能与 MRI 在临床上并非术前必要检查有关。然而不可否认的是,高质量 MRI 技术结合 AI 分析可以让胃癌精确诊断有新的突破。

相比于 EUS、CT 和 MRI,<sup>18</sup>F-FDG PET 对诊断局部胃癌浸润程度及淋巴结受累的评估并无优势,但对远处转移的诊断更有价值。另外,<sup>18</sup>F-FDG PET 在胃肿瘤的鉴别诊断方面有着积极的作用,比如根据肿瘤细胞在<sup>18</sup>F-FDG 的摄取程度上的差异,可以准确地鉴别出胃癌和胃淋巴瘤<sup>[17-18]</sup>。Brenkman 等<sup>[19]</sup>在一项前瞻性的研究中纳入了 543 例局部晚期胃癌患者,比较<sup>18</sup>F-FDG PET 和诊断性腹腔镜在局部晚期胃癌患者分期中的作用,结果发现,上述两种检查手段在胃癌分期诊断中并没有很好的适用性,且医疗成本更高。因此,上述局限性也让临床医生在选择用<sup>18</sup>F-FDG PET 来甄别难治性胃癌时有所保守,在未来,AI 也许能够为其提供更好的解决方案。

### 二、AI 对胃癌转移风险的预测价值

1. AI 应用于胃癌淋巴结转移的预测:当局部进展期胃癌累及到黏膜下层时,其淋巴结转移率较高,若无法准确识别转移的部位和性质,往往导致治疗决策的失误以及预后不良。Dong 等<sup>[20]</sup>通过分析大量胃癌 CT 图像,开发出了一组深度学习决策曲线,这一组模型主要用于对局部进展期胃癌淋巴结转移的预测,总体一致性指数(concordance index, C-指数)可达到 0.821,可以有效指导淋巴结切除方案,制定术前个体化治疗策略。此外,Chen 等<sup>[21]</sup>基于 DWI 的放射组学特征构建预测晚期胃癌淋巴结转移的模型,在训练队列和内部验证及外部验证队列中的 AUC 分别为 0.850、0.857 和 0.878,显示出 AI 在预测晚期胃癌淋巴结转移方面具有良好的准确性。Fan 等<sup>[22]</sup>结合增强 CT 及<sup>18</sup>F-FDG PET 图像和临床因子开发出了一组机器学习模型,这些模型与单独的临床参数及放射影像相比,显示出更好的 AUC 面积,说明其对肿瘤细胞淋巴管浸润的判断更加准确,有助于预测胃癌患者的肿瘤转移和生存获益。总之,在协助影像学判断胃癌淋巴结转移方面,AI 的科学性和有效性得到了证实。

2. AI 应用于胃癌腹膜转移的预测:腹膜是胃癌最常见转移的部位之一,但是现有影像学检查技术对腹膜转移的诊断敏感度并不高,且部分患者表现为隐匿性转移,在治疗过程中常难以发现<sup>[23]</sup>。临床上迫切需要更加精准地评估胃癌患者发生腹膜转移风险的工具,以提前采取应对措施。

幸运的是,研究者们正逐步探索 AI 协助下的影像手段能否使患者获益。Jiang 等<sup>[24]</sup>利用胃癌 CT 图像的深度神经网络,辅助临床医生预测腹膜复发风险,经过多机构数据回顾性地进行内部验证和外部验证,结果最佳 AUC 为 0.857,提示该模型可以显著提高肿瘤学专家预测的敏感度和一致性,有助于指导治疗决策。Jiang 等<sup>[25]</sup>训练了一个神经卷积网络,校准曲线显示,所有队列中的预测概率和观察概率非常吻合,各队列的敏感性在 75.4%~87.5%。值得注意的是,该研究仅纳入了临床隐匿性腹膜转移的患者,因此作者推测,当模型应用到所有腹膜转移患者中时,敏感度可能会更高,但相关结果均有待在前瞻性研究中进一步验证。目前,关于采取 AI 与 MRI 及 <sup>18</sup>F-FDG PET 图像相结合来识别远处转移风险的研究,鲜有报道。因此,此领域值得进一步探索。

### 三、AI 用于胃癌疗效的评估

随着分子诊断技术和影像技术的发展,再结合最新的 AI 技术,能够弥补现有影像技术对疗效判断和预测预后的不足。因此,AI 结合影像组学在胃癌的个体化治疗中具有极大的潜力。Hao 等<sup>[26]</sup>结合 CT 成像数据与临床数据建立了一个深度学习模型,该模型预测胃癌患者总生存期和无病生存期的平均 C 指数分别达到 0.849 和 0.783,有助于患者的生存评估及预后分析。此外,还有部分研究基于胃癌 CT 图像开发影像组学特征集,用于胃癌围手术期评估及预后预测方面,从而为指导个体化治疗策略提供了新的工具<sup>[5,27]</sup>。

既往,多项研究构建影像组学模型预测化疗效益,来帮助临床医生筛选此类患者,大部分研究均使用 CT 图像作为数据来源<sup>[28-30]</sup>。此外,也有 <sup>18</sup>F-FDG PET 的影像组学特征被用于预测胃癌患者的化疗益处和预后<sup>[31]</sup>。其中,Cui 等<sup>[32]</sup>基于 CT 图像开发的深度学习模型能很好地预测新辅助化疗效果,总体 AUC>0.800;并且,该模型的性能基本不受患者个体特征及 CT 参数差异的影响。Jiang 等<sup>[33]</sup>在一项回顾性研究中,收集了 2 209 例已切除胃癌患者的 CT 图像和病理数据,利用卷积神经网络模型成功证明了肿瘤微环境是一个独立的预后因素,从而指导化疗获益。而在此之前,作者已经证实了基于 CT 影像特征和临床病理的 AI 技术在筛选辅助化疗病例中的有效价值<sup>[34]</sup>。总体来说,AI 结合胃癌影像组学在推动制定分层化疗标准来改善患者预后方面具有极大潜力,但相关研究结果有待更多中心和大数据集的验证。

### 四、AI 的局限性和面临的挑战

AI 与影像技术的结合有赖于对影像组学和深度学习方法的剖析,然而,目前没有这方面统一的标准及评估方法。因此,一个模型的建立,其可接受性、可重复性及可信度必将受到质疑。外部机构如果验证模型的有效性,则需要大量患者数据进行试验,在效果不确定的情况下,这些模型难以被临床医生接受。此外,影像组学剖析的首要工作是感兴趣区域的勾画,而这一过程太过于依赖人力,是一个费时费力的过程。可以说,勾画的准确性将直接决定模型的稳

定性。因此,研究者们可以将 AI 对靶区的勾画深入研究,建立一体式 AI,提升模型预测的准确性。

从现有数据来看,胃癌病例报道更多集中在东亚地区,这使得与之相关的 AI 研究具有明显的区域性。尽管有研究纳入了其他国家或地区的胃癌数据,但其代表性不强。未来,仍需更多模型和多中心试验来发现或排除地域性差异。值得注意的是,绝大多数的研究是基于对现有数据库的回顾性研究,缺乏大数据的前瞻性验证。尽管运用多中心性质进行弥补,但证据质量级别并不高。因此我们期望,在未来能有更多在实时临床环境下的研究进展。最后,怎样看待 AI 与影像医生之间的关系? AI 可以协助但不能取代影像医生。一方面,医疗行为需要医生的情感参与,不能机械地将它类比为功能的修复;另一方面,AI 的输出诊断需要与医生的诊断彼此对应,这是一个相互验证的过程,也是精准医疗的基本要求。

### 五、展望

胃癌是一种常见的消化道恶性肿瘤,对高危患者的早期发现和筛查是调高胃癌患者生存期的最有效干预措施。AI 联合影像技术,使得预测肿瘤发展变成可能,通过在实时算法中的编纂,它将协助临床医生在精准化医疗时代做出更加准确和有效的决策。我们期待,未来 AI 在影像技术方面的应用能拓展到更多领域,为患者带来更多的福音。

**利益冲突** 所有作者均声明不存在利益冲突

### 参 考 文 献

- [1] Smyth EC, Nilsson M, Grabsch HI, et al. Gastric cancer[J]. *Lancet*, 2020,396(10251):635-648. DOI:10.1016/S0140-6736(20)31288-5.
- [2] Yoon H, Lee DH. New approaches to gastric cancer staging: beyond endoscopic ultrasound, computed tomography and positron emission tomography[J]. *World J Gastroenterol*, 2014,20(38):13783-13790. DOI:10.3748/wjg.v20.i38.13783.
- [3] Borggreve AS, Goense L, Brenkman H, et al. Imaging strategies in the management of gastric cancer: current role and future potential of MRI[J]. *Br J Radiol*, 2019, 92(1097):20181044. DOI:10.1259/bjr.20181044.
- [4] Niu PH, Zhao LL, Wu HL, et al. Artificial intelligence in gastric cancer: application and future perspectives[J]. *World J Gastroenterol*, 2020, 26(36): 5408-5419. DOI: 10.3748/wjg.v26.i36.5408.
- [5] Elemento O, Leslie C, Lundin J, et al. Artificial intelligence in cancer research, diagnosis and therapy[J]. *Nat Rev Cancer*, 2021,21(12):747-752. DOI:10.1038/s41568-021-00399-1.
- [6] Sharma P, Hassan C. Artificial intelligence and deep learning for upper gastrointestinal neoplasia[J]. *Gastroenterology*, 2022, 162(4): 1056-1066. DOI : 10.1053/j. gastro. 2021.11.040.
- [7] Yan Y, Wu Q, Li ZY, et al. Endoscopic ultrasonography for pretreatment T-staging of gastric cancer: an in vitro accuracy and discrepancy analysis[J]. *Oncol Lett*, 2019, 17(3):2849-2855. DOI:10.3892/OL.2019.9920.
- [8] Hirai K, Kuwahara T, Furukawa K, et al. Artificial intelligence-based diagnosis of upper gastrointestinal

- subepithelial lesions on endoscopic ultrasonography images[J]. *Gastric Cancer*, 2022, 25(2): 382-391. DOI: 10.1007/s10120-021-01261-x.
- [9] Kwee RM, Kwee TC. Imaging in local staging of gastric cancer: a systematic review[J]. *J Clin Oncol*, 2007, 25(15): 2107-2116. DOI:10.1200/JCO.2006.09.5224.
- [10] Kim HJ, Kim AY, Oh ST, et al. Gastric cancer staging at multi-detector row CT gastrography: comparison of transverse and volumetric CT scanning[J]. *Radiology*, 2005, 236(3):879. DOI:10.1148/radiol.2363041101.
- [11] Zeng Q, Feng Z, Zhu Y, et al. Deep learning model for diagnosing early gastric cancer using preoperative computed tomography images[J]. *Front Oncol*, 2022, 12: 1065934. DOI:10.3389/fonc.2022.1065934.
- [12] Zheng L, Zhang X, Hu J, et al. Establishment and applicability of a diagnostic system for advanced gastric cancer T staging based on a faster region-based convolutional neural network[J]. *Front Oncol*, 2020, 10: 1238. DOI:10.3389/fonc.2020.01238.
- [13] Huang H, Xu F, Chen Q, et al. The value of CT-based radiomics nomogram in differential diagnosis of different histological types of gastric cancer[J]. *Phys Eng Sci Med*, 2022, 45(4): 1063-1071. DOI:10.1007/s13246-022-01170-y.
- [14] Arslan H, Fatih OM, Calli I, et al. Contribution of diffusion weighted MRI to diagnosis and staging in gastric tumors and comparison with multi-detector computed tomography[J]. *Radiol Oncol*, 2017, 51(1): 23-29. DOI: 10.1515/raon-2017-0002.
- [15] Liu S, Zhang Y, Chen L, et al. Whole-lesion apparent diffusion coefficient histogram analysis: significance in T and N staging of gastric cancers[J]. *BMC Cancer*, 2017, 17(1):665. DOI:10.1186/s12885-017-3622-9.
- [16] Zhang Y, Chen J, Liu S, et al. Assessment of histological differentiation in gastric cancers using whole-volume histogram analysis of apparent diffusion coefficient maps [J]. *J Magn Reson Imaging*, 2017, 45(2):440-449. DOI: 10.1002/jmri.25360.
- [17] Li XF, Fu Q, Dong YW, et al. (18)F-fluorodeoxyglucose positron emission tomography/computed tomography comparison of gastric lymphoma and gastric carcinoma [J]. *World J Gastroenterol*, 2016, 22(34):7787-7796. DOI: 10.3748/wjg.v22.i34.7787.
- [18] Sun Y, Ji C, Wang H, et al. Differentiating gastric cancer and gastric lymphoma using texture analysis (TA) of positron emission tomography (PET) [J]. *Chin Med J (Engl)*, 2020, 134(4):439-447. DOI:10.1097/CM9.0000000000001206.
- [19] Brenkman H, Gertsen EC, Vegt E, et al. Evaluation of PET and laparoscopy in STagIng advanced gastric cancer: a multicenter prospective study (PLASTIC-study) [J]. *BMC Cancer*, 2018, 18(1): 450. DOI: 10.1186/s12885-018-4367-9.
- [20] Dong D, Fang MJ, Tang L, et al. Deep learning radiomic nomogram can predict the number of lymph node metastasis in locally advanced gastric cancer: an international multicenter study[J]. *Ann Oncol*, 2020, 31(7):912-920. DOI:10.1016/j.annonc.2020.04.003.
- [21] Chen W, Wang S, Dong D, et al. Evaluation of lymph node metastasis in advanced gastric cancer using magnetic resonance imaging-based radiomics[J]. *Front Oncol*, 2019, 9:1265. DOI:10.3389/fonc.2019.01265.
- [22] Fan L, Li J, Zhang H, et al. Machine learning analysis for the noninvasive prediction of lymphovascular invasion in gastric cancer using PET/CT and enhanced CT-based radiomics and clinical variables[J]. *Abdom Radiol(NY)*, 2022, 47(4):1209-1222. DOI:10.1007/s00261-021-03315-1.
- [23] Lim JS, Kim MJ, Yun MJ, et al. Comparison of CT and <sup>18</sup>F-FDG PET for detecting peritoneal metastasis on the preoperative evaluation for gastric carcinoma[J]. *Korean J Radiol*, 2006, 7(4):249-256. DOI:10.3348/kjr.2006.7.4.249.
- [24] Jiang Y, Zhang Z, Yuan Q, et al. Predicting peritoneal recurrence and disease-free survival from CT images in gastric cancer with multitask deep learning: a retrospective study[J]. *Lancet Digit Health*, 2022, 4(5): e340-e350. DOI:10.1016/S2589-7500(22)00040-1.
- [25] Jiang Y, Liang X, Wang W, et al. Noninvasive prediction of occult peritoneal metastasis in gastric cancer using deep learning[J]. *JAMA Netw Open*, 2021, 4(1):e2032269. DOI: 10.1001/jamanetworkopen.2020.32269.
- [26] Hao D, Li Q, Feng Q, et al. SurvivalCNN: a deep learning-based method for gastric cancer survival prediction using radiological imaging data and clinicopathological variables[J]. *Artif Intell Med*, 2022, 134: 102424. DOI: 10.1016/j.artmed.2022.102424.
- [27] Zhou Z, Zhang M, Liao C, et al. Computed tomography texture features and risk factor analysis of postoperative recurrence of patients with advanced gastric cancer after radical treatment under artificial intelligence algorithm[J]. *Comput Intell Neurosci*, 2022, 2022: 1852718-1852719. DOI:10.1155/2022/9818302.
- [28] Fang M, Tian J, Dong D. Non-invasively predicting response to neoadjuvant chemotherapy in gastric cancer via deep learning radiomics[J]. *EClinicalMedicine*, 2022, 46:101380. DOI:10.1016/j.eclinm.2022.101380.
- [29] Ge Z, Wang M, Liu Q, et al. Segmentation of gastric computerized tomography images under intelligent algorithms in evaluation of efficacy of decitabine combined with paclitaxel in treatment of gastric cancer [J]. *J Healthc Eng*, 2021, 2021: 8023410-8023490. DOI: 1155.2021/8023490/34745511.
- [30] Song R, Cui Y, Ren J, et al. CT-based radiomics analysis in the prediction of response to neoadjuvant chemotherapy in locally advanced gastric cancer: a dual-center study [J]. *Radiother Oncol*, 2022, 171: 155-163. DOI: 10.1016/j.radonc.2022.04.023.
- [31] Jiang Y, Yuan Q, Lv W, et al. Radiomic signature of (18)F fluorodeoxyglucose PET/CT for prediction of gastric cancer survival and chemotherapeutic benefits[J]. *Theranostics*, 2018, 8(21): 5915-5928. DOI:10.7150/thno.28018.
- [32] Cui Y, Zhang J, Li Z, et al. A CT-based deep learning radiomics nomogram for predicting the response to neoadjuvant chemotherapy in patients with locally advanced gastric cancer: a multicenter cohort study [J]. *EClinical Medicine*, 2022, 46: 101348. DOI: 10.1016/j.eclinm.2022.101348.
- [33] Jiang Y, Liang X, Han Z, et al. Radiographical assessment of tumour stroma and treatment outcomes using deep learning: a retrospective, multicohort study[J]. *Lancet Digit Health*, 2021, 3(6):e371-e382. DOI:10.1016/S2589-7500(21)00065-0.
- [34] Jiang Y, Jin C, Yu H, et al. Development and validation of a deep learning CT signature to predict survival and chemotherapy benefit in gastric cancer: a multicenter, retrospective study[J]. *Ann Surg*, 2021, 274(6): e1153-e1161. DOI:10.1097/SLA.00000000000003778.