

基于病理数字切片的肿瘤 AI 诊断模型构建*

肖立¹ 李小静² 张美花³ 杨菊² 熊海云⁴ 张晓军⁵ 刘秀萍²

(1. 复旦大学附属华东医院病理科, 上海 200040; 2. 复旦大学附属上海市第五人民医院病理科, 上海 200240; 3. 上海兰卫医学检验所股份有限公司病理科, 上海 200335; 4. 长沙市朗珈软件有限公司研发部, 湖南 长沙 410600; 5. 北京透彻未来科技有限公司透彻实验室, 北京 100036)

【摘要】 目的 构建基于病理数字切片的肿瘤人工智能(AI)诊断模型,并验证其诊断效能。方法 选取2022年1月—2024年1月复旦大学附属华东医院和复旦大学附属上海市第五人民医院肿瘤(肺癌、胃癌、肝癌、大肠癌、乳腺癌、前列腺癌)患者100例,收集其病理组织切片共4 000张,按8:2的比例将患者分为训练组80例和验证组20例。数据集图像输入DeepLabV3+语义分割模型中,提取出数字图像的病理特征后输入ResNet50分类模型中训练,训练组分别输入两种数据集以构建肿瘤AI诊断模型,模型1输入仅标注病理组织(阳性标注)的数据集,模型2输入标注病理组织和正常组织(阳性及阴性标注)的数据集;验证组用于验证上述两种模型的诊断效能。对比两种模型诊断肿瘤的HE染色、ROC曲线分析、诊断效能分析结果。结果 HE染色显示,相比模型1,模型2能更清晰地显示肿瘤的病理组织范围与边界,更好地区分病理组织与正常组织;ROC曲线结果表明,模型1、模型2均可有效诊断肿瘤($P < 0.05$),且模型2诊断肿瘤的AUC、约登指数比模型1大,差异明显($P < 0.05$);模型2诊断肿瘤的敏感性、特异性、准确值及阳、阴性预测值比模型1大,差异明显($P < 0.05$)。结论 基于病理数字切片构建的肿瘤AI诊断模型对肿瘤的诊断效果优良,其中阳性及阴性标注模型对肿瘤有着更高的诊断效能,值得临床尝试实践。

【关键词】 病理数字切片;肿瘤;AI;诊断模型;诊断效能

【中图分类号】 R730.4 **【文献标志码】** A **DOI:**10. 3969/j. issn. 1672-3511. 2025. 03. 010

Construction of a tumor AI diagnostic model based on pathology digital slices

XIAO Li¹, LI Xiaojing², ZHANG Meihua³, YANG Ju², XIONG Haiyun⁴, ZHANG Xiaojun⁵, LIU Xiuping²

(1. Department of Pathology, Huadong Hospital Affiliated to Fudan University, Shanghai 200040, China; 2. Department of Pathology, Shanghai Fifth People's Hospital Affiliated to Fudan University, Shanghai 200240, China; 3. Department of Pathology, Shanghai Lanwei Medical Laboratory Co., Ltd., Shanghai 200335, China; 4. R&D Department, Changsha Langjia Software Co., Ltd., Changsha 410600, China; 5. Thorough Laboratory, Beijing Thorough Future Technology Co., Ltd., Beijing 100036, China)

【Abstract】 **Objective** To construct an artificial intelligence (AI) diagnostic model for tumors based on digital pathology sections and validating its diagnostic efficacy. **Methods** Patients with tumors (lung cancer, stomach cancer, liver cancer, colorectal cancer, breast cancer, prostate cancer) at Huadong Hospital Affiliated to Fudan University and Shanghai Fifth People's Hospital Affiliated to Fudan University were selected from January 2022 to January 2024, with a total of 100 cases, and a total of 4,000 pathological tissue sections were collected, and the patients were divided into a training group and a validation group according to the ratio of 8:2, with 80 cases and 20 cases, respectively. The dataset images were input into DeepLabV3+ semantic segmentation model, and the pathological features of the digital images were extracted and input into ResNet50 classification model for training, and two kinds of datasets were input into the training group to construct the tumor AI diagnostic model respectively, model 1 inputs the dataset with only pathological tissues (positive annotation), and model 2 inputs the dataset with pathological tissues and normal tissues (positive and negative annotations). The validation group was used to verify the diagnostic efficacy of the above two models. Comparison of HE staining, ROC curve analysis and diagnostic efficacy analysis of the two models for tumor diagnosis. **Results**

基金项目:2021—2022年度上海市促进产业高质量发展专项(人工智能专题)项目(2021-GZL-RGZN-01031)

通信作者:刘秀萍,教授,E-mail:Feiying459@163.com

引用本文:肖立,李小静,张美花,等.基于病理数字切片的肿瘤AI诊断模型构建[J].西部医学,2025,37(3):366-371. DOI:10. 3969/j. issn.

1672-3511. 2025. 03. 010

HE staining showed that compared with model 1, model 2 could display the pathological tissue extent and boundary of the tumor more clearly, and better distinguish pathological tissue from normal tissue; the results of ROC curve showed that both model 1 and model 2 could diagnose the tumor efficiently ($P < 0.05$), and the AUC and Jordon's index of diagnosing the tumor in model 2 were larger than that of model 1, with obvious differences ($P < 0.05$); the Sensitivity, specificity, accuracy value and positive and negative predictive values were greater than model 1, with significant differences ($P < 0.05$). **Conclusion** Tumor AI diagnostic models constructed based on pathology digital sections have excellent diagnostic effects on tumors, in which positive and negative labeling models have higher diagnostic efficacy for tumors, which is worth clinical attempts and practice.

【Key words】 Pathology digital slices; Tumor; AI; Diagnostic model; Diagnostic efficacy

21 世纪以来,恶性肿瘤已发展成为威胁人类健康和生命的重要疾病之一,研究表明,早期诊断对提高大多数肿瘤患者的预后具有重要意义。临床诊断肿瘤的常用手段包括影像学检查(X 射线、CT 扫描、MRI、B 超)、血清学检查(肿瘤标志物检测)、内镜检查(胃镜、肠镜)、核医学检查(核素显像、PET-CT)、组织活检(组织病理学检测)等,其中组织病理学检查一直是诊断肿瘤疾病的金标准^[1-2]。然而近年来,数字化病理和计算机技术的发展,病理学与其他医学领域一样正经历着巨大变化。数字病理学正在结束已经持续了 100 多年的光学显微镜时代,并开创了一个将数字化全玻片图像(Whole slide images, WSI)用于病理诊断的新时代,同时也为病理人工智能(Artificial intelligence, AI)模型的开发、生成病理大数据提供了便利条件。AI 是计算机科学的一个庞大分支,旨在通过对人类智能决策过程进行建模,使机器能够在特定情况下做出智能决策^[3-4]。在数字病理诊断领域,AI 可利用深度学习算法对大量的数字病理图像进行学习和训练,获得在早期发现和诊断微小或潜在恶性肿瘤的能力。研究表明,机器学习的主要任务是分类、回归、聚类和降维,不同的训练数据集将导致 AI 模型输出结果的差异。当标签是离散变量(即类别)时,不同的分类数据集将导致不同的任务结果^[5-6]。本研究以肺癌、胃癌、肝癌、大肠癌、乳腺癌及前列腺癌这六大临床常见的癌种为例,在病理数字切片数据的基础上,用两种不同的标注方式构建和训练肿瘤 AI 诊断模型,探讨其对肿瘤的诊断效果,旨在开拓临床诊断肿瘤的新视野。

1 材料与方法

1.1 一般资料 选取 2022 年 1 月—2024 年 1 月复旦大学附属华东医院和复旦大学附属上海市第五人民医院肿瘤(肺癌、胃癌、肝癌、大肠癌、乳腺癌、前列腺癌)患者 100 例。纳入标准:①均经临床确诊为肺癌、胃癌、肝癌、大肠癌、乳腺癌、前列腺癌的患者。②均取组织病理活检。排除标准:①非首次诊断者。②有手术或放、化疗治史者。③不适宜取组织病理活检

者。剔除标准:临床病例资料不全者。收集其病理组织切片共 4 000 张,照 8 : 2 的比例将患者分为训练组 80 例和验证组 20 例。本研究经复旦大学附属华东医院伦理委员会审批(审批号:20240005)。

1.2 试剂与仪器 10% 福尔马林溶液(北京伊塔生物科技有限公司);切片仪(美国 KOSTER & PELCO, easiSlicer™);伊红染液试剂盒(北京伊塔生物科技有限公司);亚甲基蓝溶液(北京伊塔生物科技有限公司);切片扫描仪(南京迈科尼, AUTOCD)。

1.3 病理切片制备 通过手术或穿刺等方式收集患者组织病理样本,将其置于 10% 福尔马林溶液中固定。而后依次进行去水化、加蜡、包埋处理,待蜡块凝固后,使用切片仪将其切割成约 4 μm 厚的切片。最后加热、干燥,置于载玻片上待观察。

1.4 病理数字图像获取 将制好备用的病理切片脱蜡后置于伊红染液试剂盒中,静置 5 min 后洗净,置于亚甲基蓝液中,静置 2 min 后洗净、封片、干燥保存备用。应用切片扫描仪观察待用切片,获取病理数字图像,共 4 000 张,其中训练组 3 200 张,验证组 800 张。操作规程均严格依据试剂、仪器说明书。

1.5 肿瘤 AI 诊断模型的构建及验证 将收集的训练组病理数字图像做裁剪、旋转、调整大小等预处理,确保图像数据的一致性和可比性。选择具有副高及以上职称的病理科医生分别对数据集图像做两种不同的标注,一种仅对病理组织做出标注,即阳性标注(模型 1),另一种对病理区域和正常组织均做出标注,即阳性及阴性标注(模型 2)。将两种标注后的数据集图像输入 DeepLabV3+ 语义分割模型中,提取出数字图像的病理特征后输入 ResNet50 分类模型中训练,经过多个 epoch 迭代后,loss 函数值缩到最小,模型达到最优化。最后将验证组数据集图像输入训练完毕的 AI 诊断模型,根据收敛后的 loss 曲线对肿瘤做出 AI 诊断。肿瘤阳性评判标准^[7]:图片中任一单位像素图像结果显示阳性。采用 ROC 曲线分析模型 1、模型 2 对肿瘤的诊断效能;对比观察模型 1、模型 2 诊断肿瘤的敏感性、特异度、准确值及阳、阴性预测值。

1.6 统计学分析 采用 SPSS 22.0 软件分析, 计量数据以均数±标准差($\bar{x} \pm s$)表示, 用 t 检验比较。计数数据以 $n(\%)$ 表示, 用 χ^2 检验比较。用 Python 3.7 软件收集肿瘤 AI 诊断模型的训练结果。模型的诊断效能用 ROC 曲线分析评估。以 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 两组一般资料比较 两组年龄、性别、体重指数(BMI)、肿瘤类型、肿瘤 T 分期、肿瘤 N 分期等一般资料比较, 差异无统计学意义($P > 0.05$)。见表 1。

表 1 两组一般资料对比 [$\bar{x} \pm s$], n

Table 1 Comparison of general information between the two groups

项目	训练组 ($n=80$)	验证组 ($n=20$)	t/χ^2	P
年龄(岁)	59.95±11.22	60.08±12.31	0.045	0.964
性别(男/女)	33/47	7/13	0.260	0.610
BMI(kg/m ²)	23.92±2.15	23.73±2.08	0.356	0.723
肿瘤类型			0.290	0.991
肺癌	12	3		
胃癌	15	4		
肝癌	16	3		
乳腺癌	14	4		
大肠癌	10	2		
前列腺癌	13	4		
肿瘤 T 分期(T1/T2/T3/T4)	9/34/30/7	4/8/7/1	1.270	0.735
肿瘤 N 分期(N0/N1/N2)	38/31/11	12/6/2	1.000	0.605

2.2 两种肿瘤 AI 诊断模型的 loss 曲线对比 loss 曲线结果显示, 每训练 500 次, 模型 1、模型 2 的 loss 曲线更替一次, 历经 5 个 epoch 迭代, 总迭代次数达 2 500 次。在经历 2 500 次迭代后, 两模型的 loss 函数值虽未完全归零, 但 loss 曲线大约均已收敛, 且模型 2 的 loss 曲线较模型 1 更加陡峭, 优化速度也较模型 1 更快。见图 1~2。

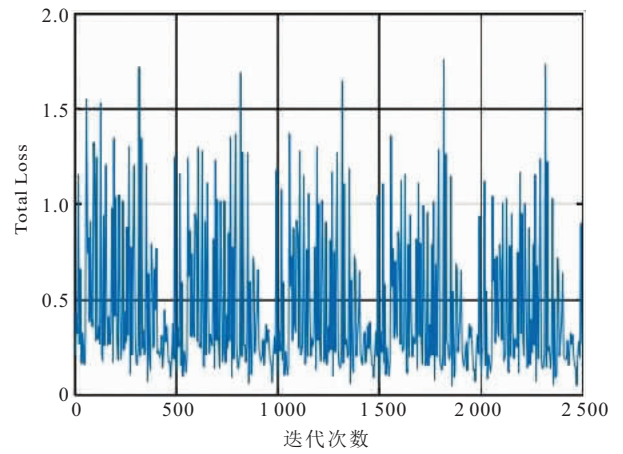


图 1 模型 1 的 loss 曲线

Figure 1 Loss curve of Model 1

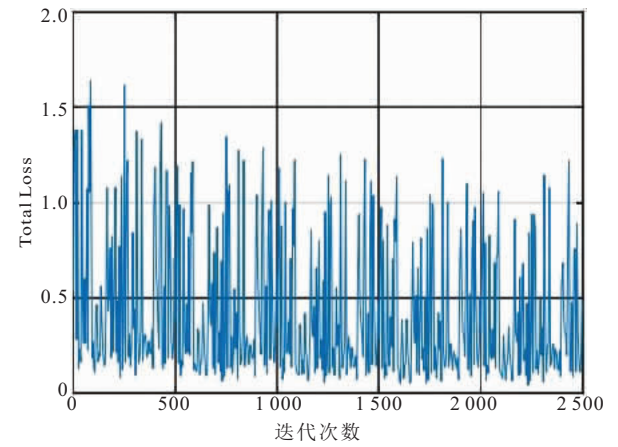


图 2 模型 2 的 loss 曲线

Figure 2 Loss curve of Model 2

2.3 两种肿瘤 AI 诊断模型的病理数字图像对比 以胃癌、大肠癌、前列腺癌为例, 经 HE 染色的病理数字图像结果显示, 相比模型 1, 模型 2 能更清晰地显示肿瘤的病理组织范围与边界, 更好地区分病理组织与正常组织。见图 3~8。

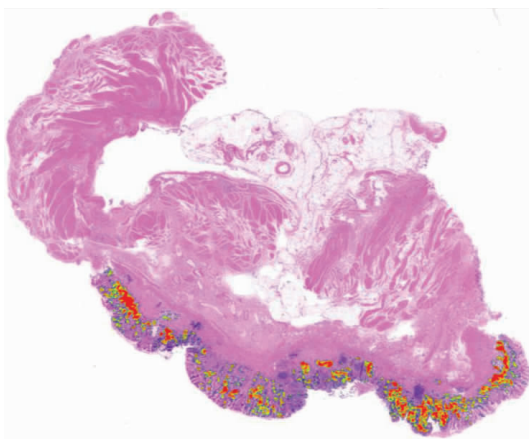


图 3 模型 1-胃癌病理图像

Figure 3 Model 1- Pathological image of gastric cancer

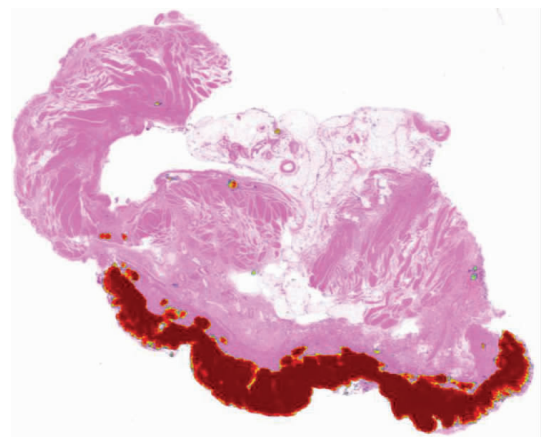


图 4 模型 2-胃癌病理图像

Figure 4 Model 2- Pathological images of gastric cancer

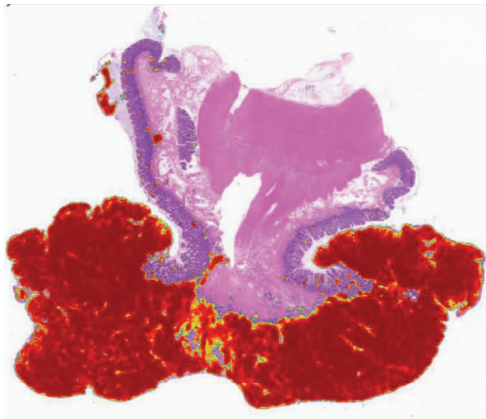


图 5 模型 1-大肠癌病理图像

Figure 5 Model 1- Pathological image of colorectal cancer

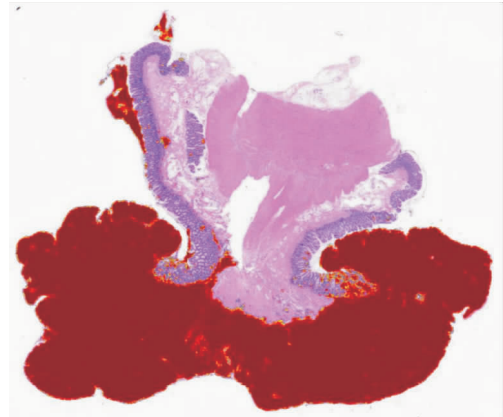


图 6 模型 2-大肠癌病理图像

Figure 6 Model 2- Pathological images of colorectal cancer

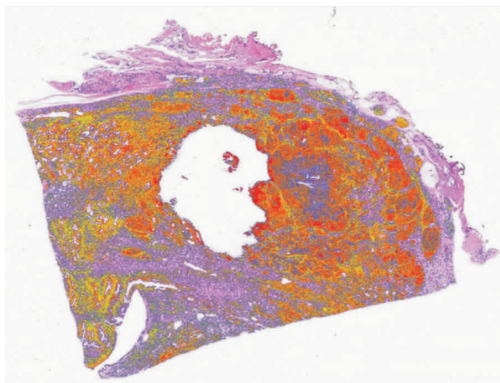


图 7 模型 1-前列腺癌病理图像

Figure 7 Model 1- Pathological image of prostate cancer

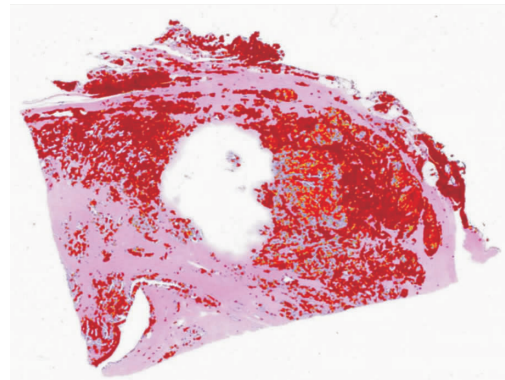


图 8 模型 2-前列腺癌病理图像

Figure 8 Model 2- Pathological image of prostate cancer

2.4 两种肿瘤 AI 诊断模型的 ROC 曲线分析 ROC 曲线结果显示,模型 1、模型 2 均可有效诊断肿瘤 ($P < 0.05$),且模型 2 诊断肿瘤的 AUC、约登指数比模型 1 大,差异明显 ($P < 0.05$)。见表 2、图 9。

表 2 两种肿瘤 AI 诊断模型的 ROC 曲线分析

Table 2 ROC curve analysis of two AI diagnostic models for tumors

指标	AUC	P	95%CI	截断值	敏感度 (%)	特异度 (%)	约登指数
模型 1	0.703	< 0.001	0.600~0.795	低度可疑肿瘤	52.43	75.61	0.582
模型 2	0.814 ^①	< 0.001	0.726~0.893	中度可疑肿瘤	76.25	89.97	0.648 ^①

注:与模型 1 对比,① $P < 0.05$ 。

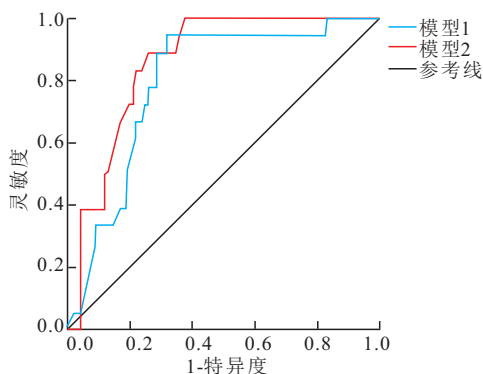


图 9 两种肿瘤 AI 诊断模型的 ROC 曲线

Figure 9 ROC curves of two AI diagnostic models for tumors

2.5 两种肿瘤 AI 诊断模型的诊断效能对比 模型 2 诊断肿瘤的敏感性、特异度、准确值及阳、阴性预测值大于模型 1,差异明显 ($P < 0.05$)。见表 3。

表 3 两种肿瘤 AI 诊断模型的诊断效能对比 (%)

Table 3 Comparison of diagnostic efficacy between the two tumor AI diagnostic models

方法	敏感度	特异性	准确值	阳性预测值	阴性预测值
模型 1	75.00	72.00	70.00	77.50	64.50
模型 2	92.00	90.50	88.00	95.00	85.50
χ^2	10.488	10.526	9.765	12.374	11.921
P	0.001	0.001	0.002	< 0.001	0.001

3 讨论

肿瘤诊断是涉及不同肿瘤表型、基因型、病理分级和临床分期等多个因素的复杂活动,在临床诊断方面,病理学家的组织学评估多年来一直是恶性肿瘤诊断的主要手段,尽管病理学家对组织学特征的评估可能是主观的,但 AI 和数字病理学的发展为克服这一局限性提供了机会^[8-9]。专家系统作为最早的出色 AI 算法之一,它们是建立在一组规则之上的计算机程序,这些规则总结了人类专业知识,从而在一个或多个特定领域做出专家级决策。机器学习 (Machine

learning, ML) 是 AI 的一个子领域, 这种方法使机器能够根据提供给它的数据集自动学习与训练, 不断完善自身能力^[10]。这些算法学习基于统计规则对数据进行建模, 而无需显式编程, 在医学成像领域, 机器学习多被用于计算机视觉识别与处理领域。研究表明, AI 和 ML 技术非常适合以详尽的方式检查复杂的数据集, 并已被用于从组织病理学图像中提取肿瘤特征、分型和分期等信息^[11]。深度学习 (Deep learning, DL) 是一个从属于 ML 的概念, 主要由计算机算法组成, 这些算法在执行任务时可自行学习, 在从医学图像、语音识别和自然语言处理中提取特征方面具有特别优势。在病理学中, DL 提供了在更深层次上询问病理图像问题的机会, DL 算法常可用于数字化 WSI 的检测、分割、配准、处理和分类^[12]。神经网络是一组仿生机器学习算法, 它的基本组成单位是人工神经元, 也称为“感知器”。一个简单的神经网络由堆叠的神经元层和它们之间的连接器组成。卷积神经网络 (Convolutional neural network, CNN) 是基于神经网络的深度优化模型, 允许在黑匣子模式中对数据特征进行自我学习^[13]。在上述 AI 算法模型的有利支持下, 本研究利用两种不同的病理数字切片数据集, 构建并验证了肿瘤 AI 诊断模型, 该模型旨在区分肿瘤与其他非肿瘤病变, 并非区分恶性肿瘤和良性肿瘤。

本文 HE 染色结果显示, 相比模型 1, 模型 2 能更清晰地显示肿瘤的病理组织范围与边界, 更好地区分病理组织与正常组织; ROC 曲线结果表明, 模型 1、模型 2 均可有效诊断肿瘤, 且模型 2 诊断肿瘤的 AUC 比模型 1 大; 模型 2 诊断肿瘤的敏感性、特异度、准确值及阳、阴性预测值比模型 1 大, 差异明显。提示本研究构建的肿瘤 AI 模型诊断肿瘤的效果优良, 其中阳性及阴性标注模型对肿瘤有着更高的诊断效能。一方面, 肿瘤 AI 诊断模型基于大量的病理数字切片和病例信息进行训练, 对大量的病理图像数据进行快速准确的分析和诊断, 可帮助医生发现微小的病变、边缘情况或复杂病变, 极大地缩短了诊断时间的同时, 还能提高诊断的准确性、客观性^[14]。此外, 肿瘤 AI 诊断模型对大量病理图像数据进行学习和积累, 通过不断迭代和更新, 不断优化自身的诊断能力, 诊断更具优越性。且由于训练数据集和 AI 算法模型的逻辑性、客观性, 模型输出的结果数据更加稳定、客观, 避免了传统人工病理诊断因主观因素而导致误诊^[15-16]。另一方面, 相比模型 1, 模型 2 经历了更全面的数据训练, 它可以通过同时学习正常组织和肿瘤组织的特征, 认识到正常组织和肿瘤组织之间的差异, 从而更全面地把握肿瘤的特征, 有利于提高模型诊断

能力^[17]。此外, 还有利于提高模型对新样本的泛化能力, 这意味着该模型在面对从未见过的样本时, 依然能有较好的适应能力, 能够进行更准确地诊断^[18]。Shi 等^[19] 研究中, CNN 被用于乳房活检图像的分类, 图像成功地被分为两组: 非癌和癌, 或分为四个亚类: 正常组织, 良性病变 (非癌), 原位癌或浸润性癌 (癌), 诊断结果几乎与确诊结果一致。Qin 等^[20] 利用 DL 算法开发了一种用于诊断神经系统肿瘤的 AI 模型, 该模型对神经胶质瘤的五种主要组织学亚型进行了准确分类, 分别是少突胶质细胞瘤、间变性少突胶质细胞瘤、星形细胞瘤、间变性星形细胞瘤、胶质母细胞瘤和非肿瘤, 准确率为高达 87.5%。上述文献结论均与本文研究结果相契合。本研究不足之处在于, 样本量较少, 数据库资源有限, 模型缺乏来自不同单位数据集的验证, 且未对每一癌种具体组织学亚型或分化程度进行具体细分, 相关不足还有待未来更深入、多中心、大数据的样本研究进一步完善。

4 结论

基于病理数字切片构建的肿瘤 AI 诊断模型对肿瘤的诊断效果优良, 其中阳性及阴性标注模型对肿瘤有着更高的诊断效能, 值得临床尝试实践。

【参考文献】

- [1] CHANDNI, SACHDEVA M, KUSHWAHA A K S. IRNetv: a deep learning framework for automated brain tumor diagnosis [J]. Biomed Signal Process Contr, 2024, 87: 105459.
- [2] YANG J Q, XU P, WU S Y, *et al.* Raman spectroscopy for esophageal tumor diagnosis and delineation using machine learning and the portable Raman spectrometer [J]. Spectrochim Acta A Mol Biomol Spectrosc, 2024, 317: 124461.
- [3] HAN S, SANDROUSSI C. Use of artificial intelligence (AI) in diagnosis of focal liver lesions [J]. HPB, 2024, 26: S269.
- [4] DAI D W, SUN Y H, DONG C X, *et al.* Effectively fusing clinical knowledge and AI knowledge for reliable lung nodule diagnosis [J]. Expert Syst Appl, 2023, 230: 120634.
- [5] LUO J F, PAN M K, MO K, *et al.* Emerging role of artificial intelligence in diagnosis, classification and clinical management of glioma [J]. Semin Cancer Biol, 2023, 91: 110-123.
- [6] STRÖM P, KARTASALO K, OLSSON H, *et al.* Artificial intelligence for diagnosis and grading of prostate cancer in biopsies: a population-based, diagnostic study [J]. Lancet Oncol, 2020, 21(2): 222-232.
- [7] TANAKA H, KAMATA K, ISHIHARA R, *et al.* Value of artificial intelligence with novel tumor tracking technology in the diagnosis of gastric submucosal tumors by contrast-enhanced harmonic endoscopic ultrasonography [J]. J Gastroenterol Hepatol, 2022, 37(5): 841-846.
- [8] LAMBA K, RANI S. A novel approach of brain-computer interfacing (BCI) and grad-CAM based explainable artificial intel-

- ligence: use case scenario for smart healthcare[J]. *J Neurosci Methods*, 2024, 408: 110159.
- [9] LAKKSHMANAN A, ANANTH C A, TIROUMALMOUROUGHANE S. An automated deep learning based pancreatic tumor diagnosis and classification model using computed tomography images[J]. *Int J Intell Comput Cybern*, 2022, 15(3): 454-470.
- [10] PAN X H, JIAO K J, LI X Y, *et al*. Artificial intelligence-based tools with automated segmentation and measurement on CT images to assist accurate and fast diagnosis in acute pancreatitis[J]. *Br J Radiol*, 2024, 97(1159): 1268-1277.
- [11] HARI KRISHNA D, ANAND M, SARAVANAN D, *et al*. Optimization of machine learning and deep learning algorithms for diagnosis of cancer [J]. *ECS Trans*, 2022, 107(1): 9389-9401.
- [12] FANNI S C, GRECO G, ROSSI S, *et al*. Role of artificial intelligence in oncologic emergencies; a narrative review[J]. *Explor Target Antitumor Ther*, 2023, 4(2): 344-354.
- [13] DING G Y, SHI J Y, WANG X D, *et al*. Artificial intelligence-based pathological analysis of liver cancer; current advancements and interpretative strategies[J]. *iLIVER*, 2024, 3(1): 100082.
- [14] SUJAN M, POOL R, SALMON P. Eight human factors and ergonomics principles for healthcare artificial intelligence[J]. *BMJ Health Care Inform*, 2022, 29(1): e100516.
- [15] POPA S L, GRAD S, CHIARIONI G, *et al*. Applications of artificial intelligence in the automatic diagnosis of focal liver lesions; a systematic review[J]. *J Gastrointest Liver Dis*, 2023, 32(1): 77-85.
- [16] 沈雨雯, 石逸秋, 解添淞, 等. 人工智能在胰腺癌影像诊断和评价中的研究进展[J]. *临床放射学杂志*, 2023, 42(9): 1527-1530.
- [17] 徐文浩, 田熙, 艾合太木江·安外尔, 等. 人工智能在泌尿系统肿瘤中的应用研究进展[J]. *中国癌症杂志*, 2022, 32(1): 68-74.
- [18] KUWAYAMA N, HOSHINO I, MORI Y, *et al*. Applying artificial intelligence using routine clinical data for preoperative diagnosis and prognosis evaluation of gastric cancer[J]. *Oncol Lett*, 2023, 26(5): 499.
- [19] SHI Z J, ZHU J Y, YU L H, *et al*. A two-stage end-to-end deep learning framework for pathologic examination in skin tumor diagnosis[J]. *Am J Pathol*, 2023, 193(6): 769-777.
- [20] QIN C D, LI B S, HAN B L. Fast brain tumor detection using adaptive stochastic gradient descent on shared-memory parallel environment[J]. *Eng Appl Artif Intell*, 2023, 120: 105816.
- (收稿日期: 2024-06-21; 修回日期: 2024-08-27; 编辑: 刘灵敏)

(上接第 365 页)

- [18] KIM M K, AHN C W, KANG S, *et al*. Relationship between the triglyceride glucose index and coronary artery calcification in Korean adults[J]. *Cardiovasc Diabetol*, 2017, 16(1): 108.
- [19] LAMBRINOUDAKI I, KAZANI M V, ARMENI E, *et al*. The TyG index as a marker of subclinical atherosclerosis and arterial stiffness in lean and overweight postmenopausal women[J]. *Heart Lung Circ*, 2018, 27(6): 716-724.
- [20] 张彤, 田雪, 左颖婷, 等. 无传统危险因素人群中 TyG 指数与心脑血管疾病的关系[J]. *上海交通大学学报(医学版)*, 2022, 42(3): 267-274.
- [21] 戴萍, 朱正球, 王晗, 等. 性别差异对超极速脉搏波速度与心血管疾病危险因素相关性的影响研究[J]. *重庆医学*, 2020, 49(16): 2642-2645.
- [22] CHIRINOS J A, SEGERS P, HUGHES T, *et al*. Large-artery stiffness in health and disease; jacc state-of-the-art review[J]. *J Am Coll Cardiol*, 2019, 74(9): 1237-1263.
- [23] MA X H, ZHU Z Q, WANG Y P, *et al*. Quantifying carotid stiffness in a pre-hypertensive population with ultrafast ultrasound imaging[J]. *Ultrasonography*, 2023, 42(1): 89-99.
- [24] 沈碧潇, 朱正球, 张心怡, 等. 超极速脉搏波技术在肾功能异常患者颈动脉弹性衰退定量评估中的应用价值[J]. *东南大学学报(医学版)*, 2021, 40(6): 737-742.
- (收稿日期: 2023-11-30; 修回日期: 2025-01-08; 编辑: 刘灵敏)