

基于深度学习的人工智能应用于甲状腺癌诊断的进展

Application of artificial intelligence based on deep learning in the diagnosis of thyroid cancer

Lu Yixing, Zhang Bin

引用本文:

陆奕行, 章斌. 基于深度学习的人工智能应用于甲状腺癌诊断的进展[J]. 国际放射医学核医学杂志, 2022, 46(12): 760–764. DOI: 10.3760/cma.j.cn121381–202203024–00243

Lu Yixing, Zhang Bin. Application of artificial intelligence based on deep learning in the diagnosis of thyroid cancer[J]. *International Journal of Radiation Medicine and Nuclear Medicine*, 2022, 46(12): 760–764. DOI: 10.3760/cma.j.cn121381–202203024–00243

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3760/cma.j.cn121381–202203024–00243>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于深度学习的人工智能在肿瘤诊断中的应用进展

Advances in the application of artificial intelligence in cancer diagnosis and treatment

国际放射医学核医学杂志. 2020, 44(1): 11–15 <https://doi.org/10.3760/cma.j.issn.1673–4114.2020.01.004>

基于深度学习的计算机辅助诊断系统在肺癌早期诊断中的应用与进展

Application and development of computer-aided diagnosis systems based on deep learning for the early diagnosis of lung cancer

国际放射医学核医学杂志. 2020, 44(1): 22–26 <https://doi.org/10.3760/cma.j.issn.1673–4114.2020.01.006>

医学影像与人工智能

Artificial intelligence in medical imaging

国际放射医学核医学杂志. 2020, 44(1): 2–4 <https://doi.org/10.3760/cma.j.issn.1673–4114.2020.01.002>

人工智能机器人在核医学病房中的初步应用与展望

Preliminary application and prospect of artificial intelligence robotics in nuclear medicine wards

国际放射医学核医学杂志. 2020, 44(12): 750–754 <https://doi.org/10.3760/cma.j.cn121381–202003036–00104>

医学影像人工智能新进展

New progress in medical imaging artificial intelligence

国际放射医学核医学杂志. 2020, 44(1): 27–31 <https://doi.org/10.3760/cma.j.issn.1673–4114.2020.01.007>

基于深度学习的新型冠状病毒肺炎转归胸部CT评价

Chest CT evaluation of COVID-19 outcome based on deep learning

国际放射医学核医学杂志. 2020, 44(12): 737–743 <https://doi.org/10.3760/cma.j.cn121381–202004048–00101>

·综述·

基于深度学习的人工智能应用于甲状腺癌诊断的进展

陆奕行 章斌

苏州大学附属第一医院核医学科, 苏州 215006

通信作者: 章斌, Email: zbnuclmd@126.com

【摘要】近年来, 甲状腺癌的发病人数不断增加, 伴有转移的患者人数也不断增加, 甲状腺癌及其远处转移的早期诊断和治疗是降低病死率的重要方法。人工智能(AI)技术飞速发展, 其与医疗领域相结合, 辅助甲状腺癌的早期诊断。笔者综述了基于深度学习的 AI 应用于超声图像、细针穿刺细胞学、组织病理学及淋巴结转移诊断甲状腺癌的研究进展, 为将来 AI 应用于甲状腺癌的研究提供指导。

【关键词】 甲状腺肿瘤; 人工智能; 深度学习; 诊断

DOI: [10.3760/cma.j.cn121381-202203024-00243](https://doi.org/10.3760/cma.j.cn121381-202203024-00243)

Application of artificial intelligence based on deep learning in the diagnosis of thyroid cancer

Lu Yixing, Zhang Bin

Department of Nuclear Medicine, the First Affiliated Hospital of Soochow University, Suzhou 215006, China

Corresponding author: Zhang Bin, Email: zbnuclmd@126.com

【Abstract】 In recent years, the morbidity of thyroid cancer is increasing, and the metastasis of thyroid cancer is also growing, so the early diagnosis and treatment of thyroid cancer and distant metastasis are important methods to reduce mortality. Artificial intelligence(AI), as an emerging science and technology, is developing rapidly. The combination of AI and the medical field can provide an auxiliary role for the early diagnosis of thyroid cancer. This review focuses on the progress of AI based on deep learning for ultrasound images, fine needle puncture cytology, histopathology and lymphatic metastasis in the diagnosis of thyroid cancer. Furthermore, we provide guidance for the future application of AI in relation to thyroid cancer.

【Key words】 Thyroid neoplasms; Artificial intelligence; Deep learning; Diagnosis

DOI: [10.3760/cma.j.cn121381-202203024-00243](https://doi.org/10.3760/cma.j.cn121381-202203024-00243)

甲状腺癌是内分泌肿瘤和头颈肿瘤中常见的恶性肿瘤之一, 近年来, 甲状腺癌的发病率在全球多个国家(包括我国)和地区呈逐年上升的趋势^[1]。2020 年全球甲状腺癌新发病例数约为 58 万例, 发病率在所有癌症中位居第 11, 研究者预计, 2030 年前后甲状腺癌将成为发病率位列第 4 的常见癌症^[2]。部分 DTC 患者会发生远处转移^[3], 其早期诊断较为困难。患者间的差异和肿瘤的异质性决定了转移病灶的多样性, 同时必然要求对患者进行个体化治疗。面对医疗资源不足、医疗水平参差不齐以及患者依从性差等问题, 准确且快速地做出诊断并及时对患者进行治疗已成为所有医务工作者的共同目标。近年来, 人工智能(artificial

intelligence, AI)技术的发展突飞猛进, 深刻影响着人类的生活。AI 与医疗卫生行业的结合极大地解决了目前医学领域面临的难题, AI 应用于超声图像、细针穿刺细胞学、组织病理学及淋巴结转移等在诊断甲状腺癌方面取得了突破性的进展。

1 AI 与深度学习

AI 是机器通过不断学习、更新运算以真切地模拟人类反应的科学, 其关键是深度学习。深度学习包括传统的人工神经网络(ANN)、支持向量机(SVM)和 k 近邻法(k-NN)等。深度学习是学习样本数据的内在规律和表示层

次,学习过程中获得的信息对图像数据的解释有很大的帮助,它的最终目标是让机器能够像人一样具有分析学习的能力,能够识别数据集^[4]。深度学习的代表算法之一是卷积神经网络(CNN),这是一类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络。

2 AI 在甲状腺癌诊断方面的应用

甲状腺癌的发生发展机制极其复杂,因此许多医师存在过度诊断的问题。有研究者将过度诊断定义为“部分通过筛查手段发现的早期癌症患者可能终生不会发展到出现临床症状的阶段”^[5]。Li 等^[5]发现在高收入国家中存在 DTC 过度诊断的情况,其中韩国的过度诊断率高达 93%,中国约为 87%。因此只有使诊疗更加精准,才能有助于医师在正确的时间为患者提供正确的治疗方案。AI 是一门包括训练集、测验集和验证集的新技术科学。AI 诊断甲状腺结节的一般步骤包括:(1)模型对超声图像进行优化预处理,并从中选择 ROI;(2)应用特征提取方法进行训练,对甲状腺结节进行分类;(3)给出结节是良性或恶性的诊断。随着 AI 算法的不断进步以及临床数据的积累,AI 在甲状腺癌诊断中的应用越来越广泛。

2.1 超声诊断

超声检查是甲状腺结节首选的影像学检查方法,AI 在甲状腺癌的超声诊断方面已经取得了重大进展。在一项研究中,研究人员收集并标记了 2 450 个良性甲状腺结节和 2 557 个恶性甲状腺结节,并将这些数据导入目标检测模型(YOLOv2)神经网络,建立一个自动图像识别和诊断系统,并选取 351 例经外科手术、组织病理学检查等手段确诊的甲状腺结节患者进行测试,结果表明 AI 系统对恶性甲状腺结节的诊断准确率与医师(90.5% 对 93.8%)相近,且其对良性甲状腺结节的诊断准确率(89.91% 对 77.98%)更高^[6]。Zhang 等^[7]通过多模态超声检查图像诊断甲状腺良恶性结节所得到的 AUC 为 0.938,而专业医师的 AUC 为 0.843。Chi 等^[8]对超声图像进行预处理以校准其比例并去除伪影,他们使用深度学习模型(GoogleNet)从甲状腺超声图像中提取甲状腺结节特征,结果显示,深度学习模型(GoogleNet)对数据库中 164 张图像的甲状腺结节良恶性的诊断准确率为 96.34%、灵敏度为 86%、特异度为 99%。Li 等^[9]收集了 40 000 多例甲状腺结节患者,联合使用 2 个深度学习常用的模型 ResNet(又称残差神经网络)和 DarkNet(一种开源神经网络框架)对收集到的甲状腺结节进行良恶性区分得到的 AUC 均达到 0.9 以上。上述研究结果表明 AI 对甲状腺结节的诊断并不是简单的过度拟合,而是具备跨中心使用的可能。

AI 模型可减少超声检查医师的工作负荷,可有效避免

不必要的有创检查,且从传统超声特征和数字化结构方面为充分认识结节做出解释。Peng 等^[10]开发了一种 AI 深度学习模型(ThyNet)用以区分甲状腺癌和良性甲状腺结节,结果表明以 ThyNet 模型辅助诊断所得到的特征 AUC 为 0.922,显著高于放射科医师的 0.839。此外,在模拟场景中,使用 ThyNet 辅助系统时,细针穿刺活检患者的比例从 61.9% 降至 35.2%,漏诊的甲状腺癌病灶数量比例从 18.9% 降至 17.0%。总体来说,与专业医师相比,ThyNet 模型显示出更好的诊断特异度和准确率。目前已经上市的商用计算机辅助诊断(CAD)系统,如韩国三星的 S-Detect 系统,可以对甲状腺病变进行半自动检测和分类,提取甲状腺结节的特征,如成分、回声、方向、边缘、海绵状外观和形状。Buda 等^[11]将 1 230 例患者的 1 377 个甲状腺结节用于训练深度学习模型,最后筛选出 99 个结节进行测试,测试结果显示深度学习模型的 AUC 为 0.87,放射科医师的 AUC 为 0.82,二者水平相当。同样,Kim 等^[12]筛选出 106 例甲状腺结节患者,用以比较商用计算机辅助诊断(CAD)系统(S-Detect1 和 S-Detect2)与放射科医师对甲状腺结节的诊断效能,结果表明前者的灵敏度比后者高,但特异度稍低。由此可见,AI 模型或能辅助医师做出更合理的诊断。

2.2 细针穿刺细胞学诊断

超声检查中可疑的甲状腺结节通常通过细针穿刺活检(fine needle aspiration biopsy, FNAB)确诊。虽然 FNAB 的诊断非常准确,但其解释取决于细胞病理学诊断医师的专业知识,医师之间的差异会对诊断结果产生影响^[13]。AI 可应用于 FNAB,包括甲状腺癌的组织病理学分类和癌细胞的特征分析。

Guan 等^[14]在苏木精-伊红染色的 FNAB 切片的数字图像上应用了一种称为视觉几何群网络(visual geometry group network, VGG)-16 的深度卷积神经网络(DCNN),以区分甲状腺乳头状癌(papillary thyroid carcinoma, PTC)和良性甲状腺结节,其诊断准确率为 95.00%、灵敏度为 100%、特异度为 94.91%,诊断效能优于传统的 FNAB(准确率为 89%~95%)^[15]。Sanyal 等^[16]使用卷积神经网络(CNN)模型区分 PTC 和非 PTC 患者,在不同放大倍数($\times 10$ 和 $\times 40$)下获取不同病灶细胞的形态特征进行 PTC 和非 PTC 的分类,其诊断准确率为 85.06%,但该模型主要的局限性是如果错误识别正常滤泡细胞可能导致假阳性的出现。滤泡腺瘤(FA)和滤泡癌(FC)的区别在于是否侵犯包膜或血管,但常规的 FNAB 难以区分。超过 90.00% 的甲状腺癌来源于滤泡上皮细胞,因此提高正常滤泡上皮细胞的识别能力是降低假阳性率的关键。

甲状腺穿刺病理分级(TBSRTC)报告系统中将 FNAB 的诊断分为 6 级,其中Ⅲ、Ⅳ级不确定结节有 14.00%~

25.00% 的可能发展为恶性甲状腺结节^[17], 临床上可选择手术治疗, 但手术会给患者造成生理损伤和心理恐慌, 因此尽可能减少不必要的甲状腺手术十分必要。Afirma 基因组测序分类器(GSC)是一种基于机器学习的 RNA 测序分类器并已经临床验证, 其可利用 FNAB 获得的全转录组 RNA 准确识别细胞病理学不能确定的良性结节^[18]。Patel 等^[19]利用基因组测序分类器(GSC)对 191 个细胞病理学不能确定良恶性的甲状腺结节进行鉴别, 结果表明其诊断灵敏度为 91%、特异度为 68%, 与其前身基因表达分类器(GEC)相比, 特异度增加了 36%, 这可能会增加良性结节患者的数量, 从而可以避免不必要的诊断性手术。Steward 等^[20]采用多基因基因组分类器(ThyroSeq v3)对 286 例患者的甲状腺结节进行检测, 其显示出较高的灵敏度(94%)和特异度(82%), 高达 61% 的细胞病理学不能确定的甲状腺结节患者避免了诊断性手术。

2.3 组织病理学

组织病理学检查是肿瘤诊断的“金标准”, 利用 AI 从组织病理学图像中预测癌变和肿瘤性质可以帮助医师更快地进行诊断。Fu 等^[21]利用 AI 预测甲状腺组织病理学切片中是否存在 BRAF 基因突变, 这种可用于预测的 AI 模型虽然不能用于诊断, 但可能有助于肿瘤的风险分层。Wang 等^[22]使用深度卷积神经网络(DCNN)模型中的 Inception-ResNet-v2 和 VGG-19 确定对不同组织病理学类型的甲状腺结节的诊断效能, 结果表明后者的平均准确率(97.34%)高于前者(94.42%)。值得注意的是, VGG-19 在所有组织病理学类型为恶性的甲状腺结节中均取得了良好的诊断效能, 但其对正常组织和腺瘤的诊断准确率分别为 88.33% 和 92.44%。由此可见, AI 在通过组织病理学类型区分甲状腺正常组织和良性肿瘤方面仍有很大的进步空间。

PTC 是甲状腺癌中最常见的类型, 约占甲状腺癌的 85%^[1], 由于 PTC 的预后通常良好, 因此区分惰性肿瘤和侵袭性肿瘤, 使患者避免不必要的手术非常重要。有研究结果表明, BRAF^{V600E} 和 RAS 癌基因的突变状态与组织病理学类型有关。BRAF^{V600E} 突变的甲状腺肿瘤具有典型的乳头状结构和高细胞性变异, 而 RAS 癌基因突变的肿瘤具有滤泡性变异, 具有滤泡性肿瘤典型的滤泡生长模式和结构^[23]。有研究者根据上述理论设计了一个卷积神经网络(CNN)模型(Google Inception v3)用于对 PTC 患者的组织病理学类型分类, 结果表明, 其对 BRAF^{V600E} 组和 RAS 组患者的预测准确率分别为 90.9% 和 100%^[24], 这证明深度学习具有对不同突变引起的肿瘤进行组织病理学类型分类的潜力。AI 算法作为验证工具, 可以减少组织病理学诊断医师的工作量。然而, 在实际应用中, 由于缺少存储完整组织病理学切片图像的设备条件, 大多数医院并没有将每张组织

病理学切片数字化。随着技术问题的解决, 自动化算法在甲状腺结节组织病理学诊断中的应用可能会增加。

2.4 AI 诊断甲状腺癌淋巴结转移

甲状腺癌淋巴结转移的诊断影响着患者的手术方式, 而术前超声检查对转移性淋巴结的诊断灵敏度较低。因此, 在评估患者病情时使用 AI 技术精准预测淋巴结的转移对选择合理的治疗方式、提高疗效、改善患者预后具有重要作用。

在一项研究中, 研究者通过从 MRI 中提取影像组学高通量特征, 成功构建影像组学模型预测甲状腺癌的侵袭性, 其诊断效能明显优于临床特征(AUC: 0.92 对 0.56), 基于 MRI 图像的 AI 能够在术前精准预测 PTC 的侵袭性, 辅助医师评估患者的预后并调整临床治疗的策略^[25]。Wu 等^[26]提出了一种深度多模态学习网络, 他们将灰阶超声与彩色多普勒血流显像图像联合, 从中提取甲状腺淋巴结转移的特征, 测试两组不同的淋巴结转移患者病灶的验证集(灰阶超声图像和彩色多普勒血流显像图像), 得到的 ROC 曲线的 AUC 分别为 0.970 和 0.976, 优于单独的灰阶超声和彩色多普勒血流显像, 二者对于两组验证集(灰阶超声图像和彩色多普勒血流显像图像)的 ROC 曲线的 AUC 分别为 0.74、0.72 和 0.60、0.72, 基于多模态超声的影像组学能更加准确地预测 PTC 患者的淋巴结转移, 对评估疗效、改善预后具有重要作用。Yu 等^[27]用迁移学习的方法, 先对深度学习模型进行预训练, 再进一步学习淋巴结的超声检查图像, 入组的 2 000 多个图像中有 513 个外部测试集, 内部和外部测试集的 AUC 均超过 0.90。此外, 该研究还探讨了客观因素, 如机器类型、操作者水平对模型的影响, 结果表明机器类型和操作者因素对 AI 的影响甚微。这在一定程度上说明, AI 能够减少超声检查图像非标准化的影响。

3 小结与展望

随着神经网络、深度学习算法等关键技术的突破和应用, 越来越多的研究者投身于医学影像领域的 AI 研究中, AI 在疾病的诊断与监测、疗效评价、健康管理等方面发挥重要作用^[28-29]。但目前的研究多数仍是单中心、小样本的回顾性研究, 缺少代表性; 甲状腺癌图像的采集、重建、分割、重组及特征的提取和量化缺乏统一的标准; 训练集和测试集的难度、数据分布的相似程度也直接影响研究的效果; 同时, 由于影像组学技术以计算机为基础, 需要医师与计算机工程师合作研究; 这些仍将是未来必须解决的问题。如今, AI 技术已逐渐应用于临床诊疗的实践中, 结合现有的统计数据与临床知识充分认识甲状腺癌, 量化疾病信息, 更有效地进行疾病分析, 将有助于临床医师根据患者的需要提供诊疗方案。

利益冲突 所有作者声明无利益冲突

作者贡献声明 陆奕行负责文献的查阅、综述的撰写;章斌负责综述的审阅

参 考 文 献

- [1] 中国临床肿瘤学会指南工作委员会. 中国临床肿瘤学会 (CSCO) 分化型甲状腺癌诊疗指南 2021[J]. 肿瘤预防与治疗, 2021, 34(12): 1164–1201. DOI: 10.3969/j.issn.1674-0904.2021.12.013.
Guidelines Working Committee of Chinese Society of Clinical Oncology. Guidelines of Chinese Society of Clinical Oncology (CSCO) differentiated thyroid cancer[J]. J Cancer Control Treat, 2021, 34(12): 1164–1201. DOI: 10.3969/j.issn.1674-0904.2021.12.013.
- [2] Sung H, Ferlay J, Siegel RL, et al. Global cancer statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J]. CA Cancer J Clin, 2021, 71(3): 209–249. DOI: 10.3322/caac.21660.
- [3] Song HJ, Qiu ZL, Shen CT, et al. Pulmonary metastases in differentiated thyroid cancer: efficacy of radioiodine therapy and prognostic factors[J]. Eur J Endocrinol, 2015, 173(3): 399–408. DOI: 10.1530/EJE-15-0296.
- [4] Chan HP, Samala RK, Hadjiiski LM, et al. Deep learning in medical image analysis[M]//Lee G, Fujita H. Deep Learning in Medical Image Analysis. Cham: Springer, 2020: 3–21. DOI: 10.1007/978-3-030-33128-3_1.
- [5] Li MM, Dal Maso L, Vaccarella S. Global trends in thyroid cancer incidence and the impact of overdiagnosis[J]. Lancet Diabetes Endocrinol, 2020, 8(6): 468–470. DOI: 10.1016/S2213-8587(20)30115-7.
- [6] Wang L, Yang SJ, Yang S, et al. Automatic thyroid nodule recognition and diagnosis in ultrasound imaging with the YOLOv2 neural network[J/OL]. World J Surg Oncol, 2019, 17(1): 12[2022-03-20]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6325802/>. DOI: 10.1186/s12957-019-1558-z.
- [7] Zhang B, Tian J, Pei SF, et al. Machine learning-assisted system for thyroid nodule diagnosis[J]. Thyroid, 2019, 29(6): 858–867. DOI: 10.1089/thy.2018.0380.
- [8] Chi JN, Walia E, Babyn P, et al. Thyroid nodule classification in ultrasound images by fine-tuning deep convolutional neural network[J]. J Digit Imaging, 2017, 30(4): 477–486. DOI: 10.1007/s10278-017-9997-y.
- [9] Li XC, Zhang S, Zhang Q, et al. Diagnosis of thyroid cancer using deep convolutional neural network models applied to sonographic images: a retrospective, multicohort, diagnostic study[J]. Lancet Oncol, 2019, 20(2): 193–201. DOI: 10.1016/S1470-2045(18)30762-9.
- [10] Peng S, Liu YH, Lv WM, et al. Deep learning-based artificial intelligence model to assist thyroid nodule diagnosis and management: a multicentre diagnostic study[J/OL]. Lancet Digit Health, 2021, 3(4): e250–e259[2022-03-20]. [https://doi.org/10.1016/s2589-7500\(21\)00041-8](https://doi.org/10.1016/s2589-7500(21)00041-8). DOI: 10.1016/S2589-7500(21)00041-8.
- [11] Buda M, Wildman-Tobriner B, Hoang JK, et al. Management of thyroid nodules seen on us images: deep learning may match performance of radiologists[J]. Radiology, 2019, 292(3): 695–701. DOI: 10.1148/radiol.2019181343.
- [12] Kim HL, Ha EJ, Han MR. Real-world performance of computer-aided diagnosis system for thyroid nodules using ultrasonography [J]. Ultrasound Med Biol, 2019, 45(10): 2672–2678. DOI: 10.1016/j.ultrasmedbio.2019.05.032.
- [13] Girolami I, Marletta S, Pantanowitz L, et al. Impact of image analysis and artificial intelligence in thyroid pathology, with particular reference to cytological aspects[J]. Cytopathology, 2020, 31(5): 432–444. DOI: 10.1111/cyt.12828.
- [14] Guan Q, Wang YJ, Ping B, et al. Deep convolutional neural network VGG-16 model for differential diagnosing of papillary thyroid carcinomas in cytological images: a pilot study[J/OL]. J Cancer, 2019, 10(20): 4876–4882[2022-03-20]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6775529/>. DOI: 10.7150/jca.28769.
- [15] Bongiovanni M, Spitale A, Faquin WC, et al. The Bethesda system for reporting thyroid cytopathology: a meta-analysis[J]. Acta Cytol, 2012, 56(4): 333–339. DOI: 10.1159/000339959.
- [16] Sanyal P, Mukherjee T, Barui S, et al. Artificial intelligence in cytopathology: a neural network to identify papillary carcinoma on thyroid fine-needle aspiration cytology smears[J/OL]. J Pathol Inform, 2018, 9: 43[2022-03-20]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6289006/>. DOI: 10.4103/jpi.jpi_43_18.
- [17] Haugen BR, Alexander EK, Bible KC, et al. 2015 American Thyroid Association management guidelines for adult patients with thyroid nodules and differentiated thyroid cancer: the American Thyroid Association guidelines task force on thyroid nodules and differentiated thyroid cancer[J]. Thyroid, 2016, 26(1): 1–133. DOI: 10.1089/thy.2015.0020.
- [18] Hao YY, Choi Y, Babiarz JE, et al. Analytical verification performance of Afirma genomic sequencing classifier in the diagnosis of cytologically indeterminate thyroid nodules[J/OL]. Front Endocrinol (Lausanne), 2019, 10: 438[2022-03-20]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6620518>. DOI: 10.3389/fendo.2019.00438.
- [19] Patel KN, Angell TE, Babiarz J, et al. Performance of a genomic sequencing classifier for the preoperative diagnosis of cytologically indeterminate thyroid nodules[J]. JAMA Surg, 2018, 153(9): 817–824. DOI: 10.1001/jamasurg.2018.1153.
- [20] Steward DL, Carty SE, Sippel RS, et al. Performance of a multigene genomic classifier in thyroid nodules with indeterminate cytology: a prospective blinded multicenter study[J]. JAMA Oncol, 2019, 5(2): 204–212. DOI: 10.1001/jamaoncol.2018.4616.

- [21] Fu Y, Jung AW, Torne RV, et al. Pan-cancer computational histopathology reveals mutations, tumor composition and prognosis[J/OL]. *Nat Cancer*, 2020, 1(8): 800–810[2022-03-20]. <https://www.nature.com/articles/s43018-020-0085-8>. DOI: 10.1038/s43018-020-0085-8.
- [22] Wang YJ, Guan Q, Lao I, et al. Using deep convolutional neural networks for multi-classification of thyroid tumor by histopathology: a large-scale pilot study[J]. *Ann Transl Med*, 2019, 7(18): 468. DOI: 10.21037/atm.2019.08.54.
- [23] Cancer Genome Atlas Research Network. Integrated genomic characterization of papillary thyroid carcinoma[J]. *Cell*, 2014, 159(3): 676–690. DOI: 10.1016/j.cell.2014.09.050.
- [24] Tsou P, Wu CJ. Mapping driver mutations to histopathological subtypes in papillary thyroid carcinoma: applying a deep convolutional neural network[J/OL]. *J Clin Med*, 2019, 8(10): 1675[2022-03-20]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6832421>. DOI: 10.3390/jcm8101675.
- [25] Wang H, Song B, Ye NR, et al. Machine learning-based multiparametric MRI radiomics for predicting the aggressiveness of papillary thyroid carcinoma[J]. *Eur J Radiol*, 2020, 122: 108755. DOI: 10.1016/j.ejrad.2019.108755.
- [26] Wu XL, Li MY, Cui XW, et al. Deep multimodal learning for lymph node metastasis prediction of primary thyroid cancer[J]. *Phys Med Biol*, 2022, 67(3): 035008. DOI: 10.1088/1361-6560/ac4c47.
- [27] Yu JH, Deng YH, Liu TT, et al. Lymph node metastasis prediction of papillary thyroid carcinoma based on transfer learning radiomics[J]. *Nat Commun*, 2020, 11(1): 4807. DOI: 10.1038/s41467-020-18497-3.
- [28] Yazdani Charati J, Janbabaie G, Alipour N, et al. Survival prediction of gastric cancer patients by Artificial Neural Network model[J]. *Gastroenterol Hepatol Bed Bench*, 2018, 11(2): 110–117.
- [29] Afshar S, Afshar S, Warden E, et al. Application of artificial neural network in miRNA biomarker selection and precise diagnosis of colorectal cancer[J]. *Iran Biomed J*, 2019, 23(3): 175–183. DOI: 10.29252/23.3.175.

(收稿日期: 2022-03-21)

· 读者 · 作者 · 编者 ·

2022 年本刊可直接使用缩写形式的常用词汇

ATP(adenosine-triphosphate), 三磷酸腺苷

AUC(area under curve), 曲线下面积

CI(confidence interval), 置信区间

CT(computed tomography), 计算机体层摄影术

CV(coefficient of variation), 变异系数

DNA(deoxyribonucleic acid), 脱氧核糖核酸

DTC(differentiated thyroid cancer), 分化型甲状腺癌

DTPA(diethylene-triaminepentaacetic acid), 二亚乙基三胺五乙酸

FDG(fluorodeoxyglucose), 氟脱氧葡萄糖

MDP(methylenediphosphonate), 亚甲基二膦酸盐

MIBI(methoxyisobutylisonitrile), 甲氧基异丁基异腈

MRI(magnetic resonance imaging), 磁共振成像

MTT(3-(4, 5-dimethylthiazol-2-yl)-2, 5-diphenyltetrazolium bromide), 3-(4, 5-二甲基噻唑-2)-2, 5-二苯基四氮唑溴盐

PBS(phosphate-buffered solution), 磷酸盐缓冲液

PCR(polymerase chain reaction), 聚合酶链反应

PET(positron emission tomography), 正电子发射断层显像术

RBC(red blood cell), 红细胞

RNA(ribonucleic acid), 核糖核酸

ROC(receiver operator characteristic), 受试者工作特征

ROI(region of interest), 感兴趣区

SER(sensitization enhancement ratio), 放射增敏比

SPECT(single photon emission computed tomography), 单光子发射计算机体层摄影术

SUV(standardized uptake value), 标准化摄取值

SUV_{max}(maximum standardized uptake value), 最大标准化摄取值SUV_{min}(minimum standardized uptake value), 最小标准化摄取值T₃(triiodothyronine), 三碘甲腺原氨酸T₄(thyroxine), 甲状腺素

TNF(tumor necrosis factor), 肿瘤坏死因子

TNM(tumor, node, metastasis), 肿瘤、淋巴结、转移

T/NT(the ratio of target to non-target), 靶/非靶比值

TSH(thyroid-stimulating hormone), 促甲状腺激素

WBC(white blood cell count), 白细胞计数

本刊编辑部