

基于二维超声及动态视频的人工智能积极监测 甲状腺结节的研究进展

蒲顺帆 牛丽娟

北京协和医学院 中国医学科学院肿瘤医院 国家癌症中心超声医学科, 北京 100021

通信作者: 牛丽娟, Email: niulijuan8197@126.com

【摘要】 目前甲状腺微小癌的处理策略是积极监测。超声动态视频能提供更多的细节信息, 人工智能综合二维超声和动态视频的数据信息能实现甲状腺结节的精准化的诊断与随访, 帮助制定规范化的监测策略。笔者总结了目前应用于动态超声视频的深度学习算法, 从二维超声和动态视频两方面的人工智能临床应用展开, 充分阐述了人工智能积极监测甲状腺结节的最新研究进展。

【关键词】 超声检查; 甲状腺结节; 积极监测; 超声动态视频; 人工智能

基金项目: 国家自然科学基金 (82171965)

DOI: 10.3760/cma.j.cn131148-20230321-00158

Active surveillance of thyroid nodules by artificial intelligence based on two-dimensional ultrasound and dynamic video

Pu Shunfan, Niu Lijuan

Department of Ultrasound, National Cancer Center; Cancer Hospital, Chinese Academy of Medical Sciences and Peking Union Medical College, Beijing 100021, China

Corresponding author: Niu Lijuan, Email: niulijuan8197@126.com

Fund program: National Natural Science Foundation of China(82171965)

DOI: 10.3760/cma.j.cn131148-20230321-00158

得益于超声技术的发展, 甲状腺癌的检出率在过去几十年里不断升高, 以甲状腺乳头状癌 (papillary thyroid carcinoma, PTC) 为著^[1]。由于低风险的甲状腺微小癌 (papillary thyroid microcarcinoma, PTMC) 通常病程缓慢, 只有少数进展, 无远处转移或死亡^[2], 因此越来越多的研究证明, 可以通过积极监测作为亚厘米级别 (<1 cm) 的低风险甲状腺微小乳头状癌手术切除的替代方案^[2-4]。目前积极监测的时间间隔和终止标准国内外各有不同^[5-7], 精准化、个体化地实施对甲状腺结节的积极监测已成为所有研究者的共同目标^[8]。

规范化及精准化诊疗是超声医学发展的趋势, 以图像处理与机器学习为基础的计算机辅助诊断已逐渐成为医学图像领域的前沿性研究方向之一。目前, 大多数基于超声图像的人工智能 (artificial intelligence, AI) 辅助诊断模型的主要研究对象是静态的超声图像, 大宗的超声静态图像能增加模型的泛化能力, 但缺乏对较小的病灶的精准诊断, 而对动态视频的截帧分析能使模型进一步精准化^[9-11]。笔者针对基于二维超声及超声动态视频的 AI 对甲状腺结节积极监测的最新进展及未来发展方向进行综述, 并从结节本身和预测淋巴结转移两方面加以探讨。

一、基于超声动态视频的 AI 算法及临床应用

AI 算法, 特别是深度学习 (deep learning, DL), 在图像识别任务中取得了显著进展, 能结合医师的经验评估医学图像, 进行检测、表征和监测疾病。DL 是机器学习的分支, 是

目前的研究热点, DL 从卷积神经网络到变分自编码器的方法已经在医学图像分析领域得到了无数的应用^[12]。

1. 应用于超声心动图的相关算法

在动态的超声图像方面, 超声心动图因其实时、动态等特点, 在 AI 的应用上取得了良好的进展。Ouyang 等^[13]提出了第一个基于超声动态视频的 DL 算法模型 EchoNet-Dynamic, 运用时空卷积的方法评估心功能。此模型有三个关键组件: 首先, 构建了一个带有 atrous 卷积的卷积神经网络 (CNN) 模型, 用于左心室的帧级语义分割, 用弱监督方法概括标签, 以达到与原始视频 1:1 配对; 其次, 训练一个带有残余连接和跨帧时空卷积的 CNN 模型, 集成空间和时间信息, 并将跨帧的时间信息作为网络卷积的第三维; 最后, 对射血分数进行视频水平的预测, 识别每个心脏周期, 生成一个 32 帧的剪辑, 并平均每个周期射血分数的帧级估计值作为测试时间的增加。

时空卷积融合了二维空间信息和三维时间信息, 此前已用于非医学视频分类任务^[14]。但由于有标签的医疗视频相对稀缺, 时空卷积还未在医疗数据上进行广泛尝试。

2. 应用于腹部超声的相关算法

利用 AI 辅助实时超声检测肝局灶性病变是可行的, Tiyyarattanachai 等^[15]对此进行了基于视频的初步研究, 通过监督学习方法训练基于 CNN 的 Retina-Net 模型, 采用了两步训练策略, 通过使用大量超声快照图像和来自全长超声视频的帧开发人工智能系统, 其运行速度达到 30~34 帧/s, 显示

出实时可行性。

3. 应用于甲状腺超声的相关算法

多数研究采用构建如图 1 所示的多路神经网络, 将 N 张肿瘤区域图片 (动态视频预处理后的序列图像) 分别利用相应的多路神经网络进行分类, 再对分类结果进行整合。

在 AI 应用于甲状腺结节的超声动态视频方面, Luo 等^[16]建立并验证了一种基于超声视频的甲状腺及其周围组织自动检测和分割的深度学习模型——基于区域的瀑式卷积神经网络 (Cascade region-based convolutional neural network, R-CNN)。在每一帧甲状腺超声扫描视频中自动检测和分割正常甲状腺及其周围组织, 并且比较并验证了在检测和分割方面, 瀑式 R-CNN 的性能优于在测试数据集中应用的在实验之前最为先进的 CenterMask 方法。将 DL 与基于区域和轮廓的模型有效地结合解决甲状腺区域的多重纹理特征导致的甲状腺区域边界模糊的问题。

Zhang 等^[17]采用 ResNet-18 开发了两种 DL 模型, 即 DL-video 模型和 DL-image 模型, 分别通过分析超声视频和静态图像诊断甲状腺结节, 并比较其效能, 发现 DL-video 的诊断性能优于 DL-image, 两种模型结构相似, 只是图像的空间维度是二维卷积而视频的时空维度是三维卷积。

4. 对动态视频的标记与小样本学习方法

目前在动态视频标记方面, Tiyyarattanachai 等^[15]标记了所有出现病变的帧, 包括病变明显出现的帧和病变隐约出现的帧, 使 AI 系统能够在实践中执行超声时, 在快速探头移动过程中检测病变。Luo 等^[16]用“添加多边形轮廓”的形式在每一帧图像上标注和绘制区域。Zhang 等^[17]运用在结节区域周围画一个矩形框的形式在动态截帧和静态图像上标注。Zhang 等^[18]沿病变边缘分割感兴趣区域 (region of interest, ROD)。

为了提高小数据集甲状腺结节超声图像训练模型的性能, Chen 等^[19]提出了一种基于投票机制的多视图集成学习方法, 综合了甲状腺结节超声图像、基于 U-Net 输出提取的医学特征和 mRMR 从统计特征和纹理特征中选择有用特征组成的视图数据集的 3 种诊断结果。图像训练 GoogleNet, 获得初步诊断结果。补充了 Xgboost 分类器分别获得两组特征以改善诊断结果、分析特征的贡献。随后, 通过多数投票机制获得提升的最终结果。此外, 将该方法还用于视频序列图像 (按帧

提取动态视频后的图像) 诊断, 解决了由于细微差异导致的诊断结果不佳的问题。与仅训练小数据集深度学习模型的准确率相比, 该方法对数据集的诊断准确率提高到了 92.54%。

二、基于二维超声的 AI 积极监测甲状腺结节

1. 基于二维超声的 AI 诊断甲状腺结节

为了更有效地进行甲状腺结节良恶性诊断的临床应用, 近年国内外多项研究相继通过组合多种超声征象建立了甲状腺结节恶性风险分类系统 (thyroid imaging reporting and data system, TI-RADS), 以便不同医师之间的交流。通过引入 AI 可以使分类系统具有更好的诊断效能和减少不必要的穿刺 (fine-needle aspiration cytology, FNAC) 的能力^[7]。王玉春等^[20]比较美国放射学会 (American College of Radiology, ACR) 2017 年提出的甲状腺影像报告和数据系统与最新基于 AI 的报告系统 (AI TI-RADS) 在甲状腺结节良恶性鉴别中的准确性及临床价值, 发现 AI TI-RADS 有助于临床医生专注于具有临床意义的甲状腺癌并减少良性结节的 FNAC。对于国内的甲状腺超声诊断指南, 李潜等^[21]探讨了甲状腺结节超声恶性危险分层中国指南 (C-TIRADS) 联合 AI 辅助诊断 S-Detect 技术在甲状腺结节鉴别诊断中的诊断价值, 发现联合 AI 技术的诊断特异性及准确性明显高于单独使用 C-TIRADS (83.81% 比 47.62%, 90.72% 比 75.53%; 均 $P < 0.05$), 并得出了与外国指南同样的结论, 即联合 AI 辅助诊断 S-Detect 技术具有较高的诊断效能, 可以提高甲状腺结节诊断的特异性和准确性, 减少不必要的穿刺活检。

在多模态超声方面, 如常规超声联合实时弹性成像 (real-time tissue elastography, RTE)、彩色多普勒血流成像 (color Doppler flow imaging, CDFI)、超声造影、超微血管成像 (superb microvascular imaging, SMI) 等辅助超声诊断技术的发展为甲状腺结节的诊断与随访提供了新的可能, 多种技术有助于提高对甲状腺结节的鉴别诊断能力^[22-25]。

研究分析彩色多普勒分级 (血流个数) 与弹性成像评分后得出, 两种模态的检出结果与甲状腺结节性质明显相关, 而血流类型与其无相关性^[23]。在列线图中, 弹性评分对总分值的贡献程度最高, 优势比最高, 同时多模态超声的训练集内部验证所得曲线下面积可达到 0.911。Pei 等^[22]比较 RTE、SMI 与常规超声, 得出在评价 TI-RADS 4 类结节良恶性时, 多模态超声的曲线下面积为 95.5%, 其中多模态超声的敏感

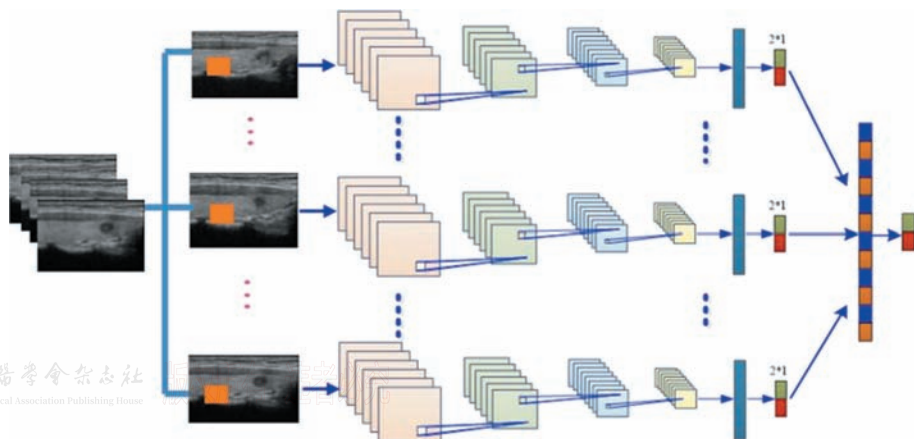


图 1 基于序列图像的多路神经网络肿瘤分类结构图

性及准确性最高,而 SMI 的特异性最高,这表明多模态超声显像为鉴定结节性质提供了额外信息。超声造影方面,李宁等^[24]采用 Fisher 判别分析法建立的多模态超声诊断模型中,增强程度、增强特点、造影剂分布以及时间-强度曲线下面积等参数判别效果好,在诊断和鉴别诊断中有重要价值,综合多模态诊断模型的 PTC 组与非 PTC 组正确率分别为 88.2% 及 84.7%,表明模型具有较高的应用价值。

Tao 等^[25]利用基于多模态超声图像的 DL 模型对 TI-RADS 3~5 类甲状腺结节进行了鉴别诊断,并探讨了其对不同经验的影像科医生的辅助作用。结节均获得灰度超声 (grayscale ultrasound, GSU)、CDFI、应变弹性成像 (strain elastography, SE) 和感兴趣区域掩膜 (region of interest mask, Mask) 图像,均经病理证实。使用了五次交叉验证评估所提出的 DL 模型的性能,比较了成熟 DL 模型与测试集中影像科医生的诊断性能。DL 在多模态中的曲线下面积 [基于 (GSU+SE)、(GSU+CDFI)、(GSU+CDFI+SE)、(GSU+Mask)],均优于基于单个 GSU。其中,基于 (G+C+E+M) 超声的 DL 的曲线下面积最高为 0.928, (G+C+E) 超声的特异性最高, (G+C+M) 超声的 DL 准确度、敏感性最高。

在 DL 辅助下,初级医生的曲线下面积从 0.720 增加到 0.796,略高于无 DL 辅助的高级医生。与基于 GSU 的 DL 相比,在 DL 辅助下的高级医生表现出更高的准确性和可比的曲线下面积。总体而言,基于多模态超声图像的 DL 的曲线下面积明显高于基于医生视觉诊断的曲线下面积。目前超声诊断甲状腺结节联合 AI 大都基于二维超声,多模态超声的临床应用并不广泛,其 AI 分析的价值有待于验证,需要更多的循证医学支持。

2. 基于二维超声的人工智能预测 PTC 颈部淋巴结转移

转移性淋巴结的存在与甲状腺癌患者的预后相关,是临床决策的重要决定因素,也是患者从积极监测转为手术干预的结节进展标准之一^[26]。然而,评估颈部淋巴结需要经验,以及医师的精力和时间。因此,AI 的发展对识别和鉴别转移性淋巴结可能是亟需的。

部分学者在多模态超声预测淋巴结转移方面做了研究,得出结论,患者年龄较小、PTMC 较大及增强早期瘤灶周边被膜连续性中断是预测 PTMC 颈部淋巴结转移的独立危险因素,术前多模态超声检查特征对于 PTMC 患者是否发生中央区淋巴结转移有一定预测价值^[27-28]。

颈部淋巴结位置广泛分布,因此图像预处理相较于甲状腺结节本身更复杂。Ardakani 等^[29]对 170 个转移性淋巴结和 170 个良性淋巴结进行超声成像,提取影像学特征和纹理特征,从而分析两组间的差异。超声影像学特征包括回声、边缘、形态和微钙化。研究应用了小波变换提取纹理特征,使用支持向量机 (support vector machine, SVM) 分类器对淋巴结进行分类。在训练集和验证集数据中,影像学特征和纹理特征的组合表现出了最佳性能。提示尽管受颈部血管、肌肉等正常软组织对淋巴结图像分割的干扰,AI 运用于淋巴结良恶性鉴别诊断仍是值得期待的。Lee 等^[30]将 812 个淋巴结患者的超声图像纳入研究,所有淋巴结的良恶性均通过穿刺确认,并将数据集分为训练集 (263 个良性和 286 个转移性淋

巴结)、验证集 (30 个良性和 33 个转移性淋巴结) 和测试集 (100 个良性和 100 个转移性淋巴结),利用 VGG-Class 激活图模型,开发了一个计算机辅助诊断系统定位和鉴别转移淋巴结,在最终测试中模型预测淋巴结恶性肿瘤的准确率为 83.0%,敏感性为 79.5%,特异性为 87.5%,系统能清晰地检测出淋巴结的位置,不仅提供了识别数据,而且为手术干预决策提供了依据。

上述研究也分别指出 AI 辅助诊断可作为一种筛选工具,更高的准确性需要更大的样本丰富度支撑。由于模型预测的特异性相对较低,则筛查结果应由经验丰富的医生验证。

三、基于动态超声视频的 AI 积极监测甲状腺结节

与以 CT 的薄层扫描与三维重建机制为基础的联合 AI 诊断不同的是,目前超声诊断联合 AI 研究所涉及的数据库图像大多是临床工作中存储的静态图像。静态图像的缺点是不能将甲状腺结节或颈部淋巴结的全部信息提供给算法进行学习,而动态视频可以补足这一短板。动态图像的开发与应用仍在研究中。

Luo 等^[16]建立并验证了基于超声视频的 R-CNN 模型,用于甲状腺及其周围组织的自动检测和分割,以减少放射科医生的工作量,提高甲状腺疾病的检出率和诊断率。研究纳入了 71 例甲状腺超声检查正常的患者,以 59 例患者的超声视频作为训练集,12 例患者的数据作为验证集,另外以 9 例作为测试集。视频包括 5 个标准切面 (左右叶横扫、中央峡部横扫、左右叶纵扫)。医师标记了颈部组织,包括颈前肌、环状软骨、气管、甲状腺、甲状腺内血管、颈动脉、颈内静脉和食管,最终在训练样本、验证样本和测试样本中分别标注了 166 817、34 364 和 29 227 个区域。模型具有较好检测性能的部位是甲状腺左叶、右叶、峡部、肌肉、气管、颈动脉、颈静脉,分别为 86.5%、87.5%、89.1%、96.1%、96.6%、97.7% 和 91.8%。模型具有较好分割性能的部位是肌肉、气管、颈动脉,分别为 96%、96.6% 和 97.8%。然而,环状软骨和甲状腺体内血管的分割结果不高 (分别为 53.9% 和 48.5%)。此模型以动态视频为基础,能够成功地同时对甲状腺及其周围组织进行检测和分割,提示动态视频的信息能使 AI 在学习过程中进行更全面和精细的检测和分割。

在诊断方面,Zhang 等^[17]设计了一种基于动态超声视频的深度学习放射组学模型,并将其与基于静态超声图像的放射组学模型的诊断性能进行比较。获得了 1 015 例甲状腺结节的超声动态视频和静态图像 (775 例用于培训,240 例用于验证),分别通过分析超声视频和静态图像建立了两种 DL 模型,即 DL-video 模型和 DL-image 模型。DL-video 的诊断效能优于 DL-image,其中模型的可视化显示了人眼可以识别的某些重要超声特征,能更好地辅助临床工作。基于动态超声视频的模型不仅能够准确、独立地对甲状腺结节进行分类,而且能结合超声影像对甲状腺结节患者的管理具有良好的应用潜力。这对于采取积极监测处理措施的甲状腺结节的随访具有重要意义。

四、小结与展望

对于采用积极监测作为处理策略的甲状腺结节而言,目前国际上的大部分疾病进展标准,即手术干预征,是肿瘤增大 ≥ 3 mm、出现新的颈部淋巴结转移和 (或) 肿瘤增大

至 ≥ 12 mm,但目前国内外甲状腺微小癌的诊治处理策略仍然比较混乱。综上所述,AI辅助超声诊断在积极监测甲状腺结节方面具有重要价值。特别是目前有研究表明,对于不超过2 cm的甲状腺结节,积极监测也可应用于结节的治疗策略中^[4]。考虑到甲状腺乳头癌的惰性病程^[31],如何精准地判断结节大小的变化,预测颈部淋巴结转移的可能,以及减少因超声诊断水平的差异导致的甲状腺肿瘤过度穿刺^[32],超声结合AI可以给出答案。基于不同类型的二维超声的AI均证明具有更好的诊断效能,并且动态超声图像能提供更多的ROI的细节信息^[19,33-35]。

在二维超声方面,联合AI的研究不仅局限于对静态图像进行分析,更聚焦于临床应用。就常规灰阶超声而言,TI-RADS分类系统与AI辅助诊断的联合能更系统、规范地将超声图像信息输入算法,并有助于临床诊断效能的提高,期待未来能帮助积极监测过程中结节TI-RADS分类的变化识别。在预测和检出甲状腺乳头状癌淋巴结转移方面,联合AI的诊断效能似乎是值得信赖的,但对淋巴结本身的超声图像研究这一领域还有许多空白。各种超声新技术应用于甲状腺结节诊断,展现了多模态超声未来联合AI的前景,但多模态超声本身的诊断应用目前仍有局限,同时联合AI需要更多循证医学支持。超声动态视频能赋予AI更多学习的空间,对于采用积极监测作为处理策略的小结节而言,抓住结节边界的变化及预测生长趋势是未来基于动态视频的AI发展方向。

由于国内大部分采用积极监测策略的结节的直径较小,可疑淋巴结范围与数量较少,对于小病灶小样本的数据集的处理目前仍是研究的热点,引入基于二维和视频的超声联合人工智能辅助诊断系统,为进展性与非进展性甲状腺微小癌患者的积极监测提供制定规范化管理策略的契机。在AI算法方面,仍有很大进步空间。首先训练高性能模型,需要建立多中心标准化大型数据库,但我国仍缺乏大样本标准化数据集。未来的研究中,动态视频的细节信息一方面可以丰富正常组织结构的分割与识别,另一方面对病灶本身的泛化使鉴别诊断准确率提高的能力也非常可观。其次,对于基于不同标记方式的不同自动分割方法对诊断效能的影响尚无定论,自动分割技术在乳腺超声应用更为成熟^[36],在甲状腺结节的应用研究仍稍显不足。同时,需要进一步的研究证明AI系统是否可以在超声检查的过程中协助操作人员。

利用AI技术分析超声动态图像中难以被人眼捕捉的丰富信息,在术前对甲状腺癌进行精准分期,将极大地促进甲状腺癌的精准和微创治疗。在基于动态超声的甲状腺结节积极监测的规范化、客观化管理策略的制定过程中,AI技术能更加敏锐地发现结节各径线的变化,捕捉结节进展的情况。未来AI将结合临床资料,融合多模态图像,建立超声诊断模型,简化临床诊疗流程,从而使患者获益。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

作者贡献声明 蒲顺帆:直接参与、设计研究思路,起草、撰写文章;牛丽娟:直接参与、设计研究思路,审阅文章,工作指导,经费支持

参考文献

[1] 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.

[2] Ito Y, Miyauchi A, Kihara M, et al. Patient age is significantly related to the progression of papillary microcarcinoma of the thyroid under observation[J]. Thyroid, 2014, 24(1):27-34. DOI:10.1089/thy.2013.0367.

[3] Oh HS, Ha J, Kim HI, et al. Active surveillance of low-risk papillary thyroid microcarcinoma: a multi-center cohort study in Korea[J]. Thyroid, 2018, 28(12):1587-1594. DOI:10.1089/thy.2018.0263.

[4] Ho AS, Kim S, Zalt C, et al. Expanded parameters in active surveillance for low-risk papillary thyroid carcinoma: a nonrandomized controlled trial[J]. JAMA Oncol, 2022, 8(11):1588-1596. DOI:10.1001/jamaoncol.2022.3875.

[5] Ha EJ, Chung SR, Na DG, et al. 2021 Korean Thyroid Imaging Reporting and Data System and Imaging-Based Management of Thyroid Nodules: Korean Society of Thyroid Radiology Consensus Statement and Recommendations [J]. Korean J Radiol, 2021, 22(12):2094-2123. DOI:10.3348/kjr.2021.0713.

[6] 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.

[7] 中华医学会超声医学分会浅表器官和血管学组,中国甲状腺与乳腺超声人工智能联盟.2020甲状腺结节超声恶性危险分层中国指南:C-TIRADS[J].中华超声影像学杂志,2021,30(3):185-200. DOI:10.3760/cma.j.cn131148-20210205-00092.

Superficial Organ and Vascular Ultrasound Group, Society of Ultrasound in Medicine, Chinese Medical Association; Chinese Artificial Intelligence Alliance for Thyroid and Breast Ultrasound. 2020 Chinese Guidelines for Ultrasound Malignancy Risk Stratification of Thyroid Nodules: The C-TIRADS[J]. Chin J Ultrasonogr, 2021, 30(3):185-200. DOI:10.3760/cma.j.cn131148-20210205-00092.

[8] 李铃睿,杜博,陈创.人工智能在甲状腺癌精准化诊疗中的研究进展[J].中国肿瘤临床,2020,47(7):369-374. DOI:10.3969/j.issn.1000-8179.2020.07.266.

Li LR, Du B, Chen C. Progress of artificial intelligence for precision medicine in thyroid cancer[J]. Chin J Clin Oncol, 2020, 47(7):369-374. DOI:10.3969/j.issn.1000-8179.2020.07.266.

[9] Shen YT, Chen L, Yue WW, et al. Artificial intelligence in ultrasound[J]. Eur J Radiol, 2021, 139:109717. DOI:10.1016/j.ejrad.2021.109717.

[10] Barragán-Montero A, Javadi U, Valdés G, et al. Artificial intelligence and machine learning for medical imaging: a technology review [J]. Phys Med, 2021, 83:242-256. DOI:10.1016/j.ejmp.2021.04.016.

[11] Mann RM, Hooley R, Barr RG, et al. Novel approaches to screening for breast cancer[J]. Radiology, 2020, 297(2):266-285. DOI:10.1148/radiol.2020200172.

[12] Hosny A, Parmar C, Quackenbush J, et al. Artificial intelligence in radiology[J]. Nat Rev Cancer, 2018, 18(8):500-510. DOI:10.1038/s41568-018-0016-5.

[13] Ouyang D, He B, Ghorbani A, et al. Video-based AI for beat-to-beat assessment of cardiac function [J]. Nature, 2020, 580(7802):252-256. DOI:10.1038/s41586-020-2145-8.

[14] Kumawat S, Verma M, Nakashima Y, et al. Depthwise spatio-temporal STFT convolutional neural networks for human action

- recognition[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2022, 44 (9):4839-4851. DOI:10.1109/TPAMI.2021.3076522.
- [15] Tiyyarattanachai T, Apiparakoon T, Marukatat S, et al. The feasibility to use artificial intelligence to aid detecting focal liver lesions in real-time ultrasound: a preliminary study based on videos[J]. Sci Rep, 2022, 12 (1): 7749. DOI: 10. 1038/s41598-022-11506-z.
- [16] Luo H, Ma L, Wu X, et al. Deep learning-based ultrasonic dynamic video detection and segmentation of thyroid gland and its surrounding cervical soft tissues[J]. Med Phys, 2022, 49 (1): 382-392. DOI:10.1002/mp.15332.
- [17] Zhang C, Liu D, Huang L, et al. Classification of thyroid nodules by using deep learning radiomics based on ultrasound dynamic video[J]. J Ultrasound Med, 2022, 41 (12): 2993-3002. DOI: 10. 1002/jum.16006.
- [18] Zhang R, Yi G, Pu S, et al. Deep learning based on ultrasound to differentiate pathologically proven atypical and typical medullary thyroid carcinoma from follicular thyroid adenoma[J]. Eur J Radiol, 2022, 156: 110547. DOI:10.1016/j.ejrad.2022.110547.
- [19] Chen Y, Li D, Zhang X, et al. Computer aided diagnosis of thyroid nodules based on the devised small-datasets multi-view ensemble learning[J]. Med Image Anal, 2021, 67: 101819. DOI: 10.1016/j.media.2020.101819.
- [20] 王玉春, 杨斌, 黄鹏飞, 等. ACR TI-RADS 与基于人工智能的报告系统对甲状腺结节的诊断效能及减少不必要穿刺能力的比较[J]. 中华超声影像学杂志, 2021, 30 (5): 408-413. DOI: 10.3760/cma.j.cn131148-20201231-00989.
- Wang YC, Yang B, Huang PF, et al. A comparison between ACR TI-RADS and artificial intelligence TI-RADS regarding to diagnostic efficacy and ability to reduce unnecessary fine-needle aspiration cytology[J]. Chin J Ultrasonogr, 2021, 30 (5): 408-413. DOI:10.3760/cma.j.cn131148-20201231-00989.
- [21] 李潜, 丁思悦, 郭兰伟, 等. 甲状腺结节超声恶性危险分层中国指南(C-TIRADS)联合人工智能辅助诊断对甲状腺结节鉴别诊断的效能评估[J]. 中华超声影像学杂志, 2021, 30 (3): 231-235. DOI:10.3760/cma.j.cn131148-20201106-00858.
- Li Q, Ding SY, Guo LW, et al. Evaluation of the efficacy of C-TIRADS combined with artificial intelligence-assisted diagnosis in thyroid nodule differential diagnosis[J]. Chin J Ultrasonogr, 2021, 30 (3): 231-235. DOI:10.3760/cma.j.cn131148-20201106-00858.
- [22] Pei S, Cong S, Zhang B, et al. Diagnostic value of multimodal ultrasound imaging in differentiating benign and malignant TI-RADS category 4 nodules[J]. Int J Clin Oncol, 2019, 24 (6): 632-639. DOI:10.1007/s10147-019-01397-y.
- [23] 陶毅, 赵鹏, 孔汉卿, 等. 基于多模态超声构建预测甲状腺结节性质的定量诊断模型[J]. 中华超声影像学杂志, 2022, 31 (5): 420-426. DOI:10.3760/cma.j.cn131148-20211118-00843.
- Tao Y, Zhao P, Kong HQ, et al. Construction of a quantitative diagnosis model for predicting the nature of thyroid nodules based on multi-modality ultrasound images [J]. Chin J Ultrasonogr, 2022, 31 (5): 420-426. DOI: 10. 3760/cma. j. cn131148-20211118-00843.
- [24] 李宇, 阚艳敏, 王艺桦, 等. 基于判别分析的甲状腺乳头状癌多模态超声诊断模型的建立与分析[J]. 实用肿瘤杂志, 2022, 37 (6): 522-529. DOI: 10.13267/j.cnki.syzlzz.2022.088.
- Li N, Kan YM, Wang YH, et al. Establishment and analysis of multimodal ultrasound diagnosis model of thyroid papillary carcinoma based on discriminant analysis[J]. Journal of Practical Oncology, 2022, 37 (6): 522-529. DOI: 10.13267/j.cnki.syzlzz.2022.088.
- [25] Tao Y, Yu Y, Wu T, et al. Deep learning for the diagnosis of suspicious thyroid nodules based on multimodal ultrasound images[J]. Front Oncol, 2022, 12: 1012724. DOI: 10.3389/fonc.2022.1012724.
- [26] Loncar I, van Dijk SPJ, Metman MJH, et al. Active surveillance for papillary thyroid microcarcinoma in a population with restrictive diagnostic workup strategies[J]. Thyroid, 2021, 31 (8): 1219-1225. DOI:10.1089/thy.2020.0845.
- [27] 张雨康, 何文, 万芳, 等. 多模态超声对甲状腺微小乳头状癌颈部淋巴结转移的预测价值[J/CD]. 中华医学超声杂志(电子版), 2021, 18 (9): 834-840. DOI: 10.3877/cma.j.issn.1672-6448.2021.09.004.
- Zhang YK, He W, Wan F, et al. Predictive value of multimodal ultrasonography in cervical lymph node metastasis of thyroid micropapillary carcinoma [J/CD]. Chin J Med Ultrasound (Electronic Edition), 2021, 18 (9): 834-840. DOI: 10.3877/cma.j.issn.1672-6448.2021.09.004.
- [28] Dai Q, Liu D, Tao Y, et al. Nomograms based on preoperative multimodal ultrasound of papillary thyroid carcinoma for predicting central lymph node metastasis[J]. Eur Radiol, 2022, 32 (7): 4596-4608. DOI:10.1007/s00330-022-08565-1.
- [29] Ardakani A, Reiazi R, Mohammadi A. A clinical decision support system using ultrasound textures and radiologic features to distinguish metastasis from tumor-free cervical lymph nodes in patients with papillary thyroid carcinoma[J]. J Ultrasound Med, 2018, 37 (11): 2527-2535. DOI: 10.1002/jum.14610.
- [30] Lee JH, Baek JH, Kim JH, et al. Deep learning-based computer-aided diagnosis system for localization and diagnosis of metastatic lymph nodes on ultrasound: a pilot study[J]. Thyroid, 2018, 28 (10): 1332-1338. DOI:10.1089/thy.2018.0082.
- [31] 倪晨, 朱乔丹, 欧笛, 等. 甲状腺乳头状癌高侵袭性亚型的超声特征及其研究进展[J]. 中华超声影像学杂志, 2021, 30 (7): 636-640. DOI:10.3760/cma.j.cn131148-20210205-00093.
- Ni C, Zhu QD, Ou D, et al. Ultrasonographic features and research progress of aggressive variants of papillary thyroid carcinoma[J]. Chin J Ultrasonogr, 2021, 30 (7): 636-640. DOI: 10.3760/cma.j.cn131148-20210205-00093.
- [32] 梁爽, 陈梦杰, 万锦秀, 等. 多模态超声对提高甲状腺结节细针穿刺活检取材成功率的价值[J/CD]. 中华医学超声杂志(电子版), 2021, 18 (10): 998-1004. DOI: 10.3877/cma.j.issn.1672-6448.2021.10.017.
- Liang S, Chen MJ, Wan JX, et al. Value of multimodal ultrasound in improving the success rate of fine needle aspiration biopsy of thyroid nodules [J/CD]. Chin J Med Ultrasound (Electronic Edition), 2021, 18 (10): 998-1004. DOI: 10.3877/cma.j.issn.1672-6448.2021.10.017.
- [33] Xu Y, Zheng B, Liu X, et al. Improving artificial intelligence pipeline for liver malignancy diagnosis using ultrasound images and video frames[J]. Brief Bioinform, 2023, 24 (1): bbac569. DOI:10.1093/bib/bbac569.
- [34] Chen J, Jiang Y, Yang K, et al. Feasibility of using AI to auto-catch responsible frames in ultrasound screening for breast cancer diagnosis[J]. iScience, 2023, 26 (1): 105692. DOI: 10.1016/j.isci.2022.105692.
- [35] Zhang Y, Kwong S, Xu L, et al. Advances in Deep-Learning-Based Sensing, Imaging, and Video Processing [J]. Sensors (Basel), 2022, 22 (16): 6192. DOI:10.3390/s22166192.
- [36] Zhang S, Liao M, Wang J, et al. Fully automatic tumor segmentation of breast ultrasound images with deep learning[J]. J Appl Clin Med Phys, 2023, 24 (1): e13863. DOI: 10.1002/acm2.13863.