

doi: 10.3978/j.issn.2095-6959.2020.06.043

View this article at: <http://dx.doi.org/10.3978/j.issn.2095-6959.2020.06.043>

人工智能在甲状腺结节良恶性超声诊断中的研究现状

王奔^{1,2} 综述 邱健² 审校

(1. 西安医学院研究生处, 西安 710068; 2. 陕西省人民医院普外科, 西安 710068)

[摘要] 随着计算机科学的不断发展, 人工智能技术自问世以来日趋完善成熟, 目前已覆盖经济、科研等各个行业; 在医学领域, 人工智能主要涉及疾病的诊断、治疗、预后评估等方面。甲状腺结节发病率逐年升高, 它起病隐匿, 是甲状腺癌的最常见临床表现, 早期地区分其良恶性是影响预后的关键因素。

[关键词] 甲状腺结节; 人工智能; 医学人工智能; 深度学习; 计算机辅助诊断

Current status of artificial intelligence in the diagnosis of benign and malignant ultrasound of thyroid nodules

WANG Ben^{1,2}, QIU Jian²

(1. Postgraduate Department, Xi'an Medical University, Xi'an 710068; 2. Department of General Surgery, Shaanxi Provincial People's Hospital, Xi'an 710068, China)

Abstract With the continuous development of computer science, artificial intelligence technology has become more and more mature since its inception. At present, it has covered various industries such as economy and scientific research. In the medical field, artificial intelligence mainly involves the diagnosis, treatment and prognosis evaluation of diseases. The incidence of thyroid nodules is increasing year by year. It is the most common clinical manifestation of thyroid cancer. The early stage is divided into benign and malignant factors, which is the key factor affecting prognosis.

Keywords thyroid nodules; artificial intelligence; medical artificial intelligence; machine learning; computer-aided diagnosis

人工智能(artificial intelligence, AI)自问世以来, 一直是高度热门的研究领域之一, 在科技飞速发展的时代, 人们对它又有了全新的期待; 如今更注重运用AI解决具体问题, AI正朝着更加精准、高效、智能化的方向发展。甲状腺结节发病率逐年升高, 它起病隐匿, 是甲状腺癌最常见的临床表现, 严重威胁着人们的生命健康。良恶性

甲状腺结节筛查是早发现、早诊断的重要手段。筛查甲状腺癌的影像学方法主要包括CT、磁共振和超声, 其中超声具有实时、动态、无辐射和可重复性好的优势, 目前已成为临床检查甲状腺结节的首选手段。随着AI的发展和医疗数据的积累, AI与临床医疗深度结合, 革新了医学影像的表达方式, 二者联合研究具有较高的应用前景。

收稿日期 (Date of reception): 2019-08-22

通信作者 (Corresponding author): 邱健, Email: qiujian_263@126.com

1 人工智能

近年来随着计算机科学的迅猛发展, AI成为了研究热点。人们对AI的研究和开发已经涵盖了通信、工业、医疗等方面。互联网界的先驱李开复先生^[1]就预测:“在未来10年, 人类50%的工作将会受到AI影响”。

1956年, 美国达多马斯大学正式将AI确定为一门学科。在计算机科学中, AI的定义为能够感知环境并采取行动以成功实现目标的设备^[2]。广义的AI指以计算机或其他具备生物特性的传感器等作为载体, 它能根据所处环境而自发编写程序并产生一个合适的算法自主执行。机器学习是广义AI的特点之一, 其主要特点是使机器自主预测和创建算法, 从而达到自主学习^[3]。机器学习算法根据是否需要映射函数形式作出假设, 可分为线性和非线性两类: 1)线性机器学习算法包括岭回归(ridge regression), Lasso回归(least absolute shrinkage and selection operator, Lasso), 弹性网络(elastic network)等。2)非线性机器学习算法包括人工神经网络(artificial neural network, ANN)、卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)、随机森林(random forest, RF), 支持向量机(support vector machine, SVM)等算法。其中ANN是一种模仿生物神经网络的结构和功能的数学模型或计算模型, 用于对函数进行估计或近似, 是建模工具的一种; CNN是一类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络, 是深度学习的代表算法之一。目前认为机器学习是实现AI的根本途径。

2 医学 AI

早在上世纪80年代医生就开创了医学影像感知领域的工作^[4], 目前医学AI已经渗透到疾病的预防、诊断、治疗等医疗领域, 主要涉及以下四个方面: 1)医疗机器人, 如TiRobot骨科手术机器人^[5]; 2)AI健康管理^[6]; 3)AI辅助诊疗; 4)AI医学影像, 将AI技术用于影像诊断学上, 进行病灶标识、诊断等工作, 提高医生工作效率和诊断准确率。

已有应用于癌症的AI系统可用于预测、诊断肿瘤。研究^[7-9]报道医学AI在诊断肺癌、乳腺癌、前列腺癌等疾病方面已经有较为广泛的应用, 诊断准确性或超过影像科医师。随着AI与医学的深入结合发展, 医学AI革新了医疗技术手段, 其中

在良恶性甲状腺结节超声诊断方面显示了强大的发展潜力。

3 甲状腺结节

研究^[10]显示在美国健康人群中甲状腺结节患者占27.3%, 中国流行病学调查研究^[11]显示: 在一般人群中存在3%~7%存在可触及的甲状腺结节, 且发病率正在逐年升高^[12]。甲状腺结节起病隐匿, 常无特殊临床症状且存在恶变可能, 大多数甲状腺癌以甲状腺结节作为首诊症状。统计数据显示, 甲状腺癌发病率也在逐年增加, 在中国以每年20%的速度增长^[13-14], 目前发病率在女性恶性肿瘤中排名第七, 男性恶性肿瘤中排名第十五^[15]。早期甲状腺癌治愈的可能性极大, 因此必须及时准确地区分甲状腺良性和恶性结节。超声技术作为一种实时、无创的检查手段已经广泛应用于甲状腺结节的诊断与随访^[16-17]; 《美国甲状腺癌实践指南》^[18]建议: 所有体格检查疑似甲状腺结节或另一项辅助检查提示甲状腺异常时均应行超声检查; 我国在2018年甲状腺癌诊疗规范^[14]中也推荐所有触诊或机会性筛查等方式发现甲状腺结节者均应行超声检查。当超声检查结果提示甲状腺结节有恶性倾向或颈部淋巴结异常时, 需进行超声引导下细针穿刺活检(ultrasound guided fine-needle aspiration biopsy, US-FNAB), 即利用细针穿刺获取甲状腺结节组织进行病理诊断, 以明确病灶性质。甲状腺结节组织病理检查或免疫组织化学检查为甲状腺结节良恶性诊断的金标准。

4 医学 AI 在甲状腺结节良恶性超声诊断中的研究

虽然超声技术操作方便、灵敏度高, 且US-FNAB病理检查可作为诊断金标准, 但在实际临床诊断中仍然可出现恶性结节遗漏、病理诊断不清的情况, 或激进地行FNAB检查, 原因是: 1)超声检查技术难度高, 需要长时间训练才能掌握各种不同甲状腺结节的诊断技能; 2)超声诊断结果易受操作者主观判断和经验影响^[19], 对是否行FNAB常难以抉择; 3)由于FNAB穿刺组织较少或未能取到目标组织导致诊断不能确定。一项荟萃分析^[20]显示: 在25 445例FNAB组织样本中约有20%病理诊断为意义不明的异型性或不能确定为恶性, 其平均恶性风险分别为15.9%和75.2%。在临床中, 不必要的FNAB检查甚至进行诊断性手术很常见, 导

致医疗资源浪费和患者负担过大^[21]。因此,为减少不必要的FNAB及提高诊断的精准性,近年来应用于甲状腺结节良恶性诊断的AI系统被研发出来。

4.1 计算机辅助诊断系统

计算机辅助诊断(computer-aided diagnosis, CAD)系统是利用分类器提取、分析影像学图像特征并代替传统统计学方法的数学模型;甲状腺结节良恶性CAD系统能自动识别、分析影像学图像中有关甲状腺结节的大小、数量、位置、囊实性、形状等参数特点,从而诊断结节良恶性,能有效减少由于医师主观因素引起的诊断误差,辅助临床医师准确快速地鉴别甲状腺结节的良恶性^[22]。由于CAD系统基于机器学习,因此甲状腺结节良恶性CAD系统可分为线性机器学习CAD系统与非线性机器学习CAD系统。研究^[23]表明线性与非线性学习算法的CAD系统具有相似的性能,但由于非线性算法较少依赖模型假设所以较为通用。

早期Ozyilmaz等^[24]提出多层感知反向传播法(multilayer perceptron, MLP),径向基函数(radial basis function, RBF)和自适应圆锥截面功能神经网络(conic section neural network, CSFNN)算法的甲状腺结节良恶性CAD系统,诊断准确率分别是88.3%, 81.69%和85.92%,但与超声医师相比其准确率仍有待提高。基于主成分分析(principal component analysis, PCA)和极端学习机(extreme learning machine, ELM)算法的CAD系统诊断准确率高,约为98.1%,与ANN算法的CAD系统准确率相似^[25-26],但二者算法的稳定性需进一步加强。SVM算法的CAD系统比ANN等算法稳定性更加可靠,且诊断准确率高,与ANN算法相近,其分析提取单变量特征精度在78.0%~83.1%,提取多变量特征精准度为98.3%^[27]。虽然SVM算法稳定性及诊断准确度均有较大提高,但对于微小病灶特征或分辨率差的图像诊断准确性不高,即易受图像质量干扰。因此,为了更好地提高诊断精度,Raghavendra等^[28]提出多梯度五元模式的粒子群优化(partical swarm otimization, PSO)、SVM算法的甲状腺结节良恶性CAD诊断系统,优点是利用梯度提取特征技术分离纹理粗糙或光滑的超声图像,更容易分离高强度区域,对于隆起或肿胀等微小特征更加敏感,且算法更加稳定,最高诊断准确率为97.71%,平均灵敏度及特异性为88.85%和94.66%。

在超声检查过程中医师放置探头方向及角度都会对图像产生影响,因此也影响了CAD系统的准确性,Prochazka等^[29]设计了一种与结节方向特征

无关的CAD系统,它基于纹理分析(segmentation-based fractal texture analysis, SFTA)法^[30],采用双阈值二值分解系统提取超声图像的独立特征,仅计算与结节方向、角度无关的特征;用此系统分析40个甲状腺结节超声图像,总体诊断准确率为94.64%。研究^[31]表明非线性机器学习算法CAD系统诊断准确率为98.3%,但以上这些研究均未在临床环境中进行,所以其实用性及可靠性有限。

为进一步明确甲状腺结节良恶性CAD系统的临床实用性,Choi等^[32]在临床环境中进行了其实用性的研究,研究发现甲状腺结节良恶性CAD系统诊断敏感性与超声医师相当(分别为88.4%与90.7%, $P>0.99$),但特异性和AUC曲线较低(特异性分别为74.6%与94.9%, $P=0.002$; AUC分别为0.83与0.92, $P=0.021$)。还有一项前瞻性研究^[33]纳入了美国2016年6月至7月共50名甲状腺结节患者,发现CAD系统辅助超声医师诊断与超声医师单独诊断比较,显示出更高的敏感性(92.0%与84.0%, $P=0.037$),CAD辅助超声医师诊断与CAD系统单独诊断比较,表现出更高的诊断灵敏度(92.0%与80.0%, $P=0.009$),而特异性没有显著差异(88.1%与85.1%, $P=0.151$)。Gao等^[34]设计并提出基于CNN的甲状腺结节CAD系统,克服了其他CAD系统对甲状腺结节尺度变化大、对比度低、噪声大的超声图像难以识别的缺点,其诊断敏感性、特异性与Choi等^[32]临床研究结果相似,即CAD系统的灵敏度与经验丰富的超声医师相似,但特异性较低。

甲状腺结节良恶性CAD系统诊断性能与超声医师没有显著差异,能为超声医师起潜在的辅助决策作用;尽管单纯CAD系统诊断特异性较低,但结合超声医师的判断后可显著提高灵敏度及特异性,此方法可为是否进一步行FNAB检查提供参考。

4.2 甲状腺结节超声图像自动分割与诊断系统

虽然甲状腺结节良恶性CAD系统有高的灵敏度及较高特异性,但它需要繁琐的图像预处理,即需要人工标记、分割甲状腺结节位置,且计算方式复杂、分析时间长,这些缺点使CAD系统不能更好与临床兼容。随着机器学习技术的发展,Ma等^[35-36]提出一种深度混合卷积神经网络技术,弥补了CAD系统的缺陷,它能够精准有效地自动识别、描绘、分割甲状腺超声图像中的多个结节,且无需任何用户交互,遗憾的是这种技术目前尚未应用于临床。

目前最新一项研究^[37]首次提出基于YOLOv2神经网络的甲状腺结节超声图像自动识别与诊断系统, 与其他系统相比, 该系统具有以下优点: 1) 使用深层神经网络自动识别、分割超声图像, 然后进行分类器病灶特征提取, 达到了自动识别结节位置同时分析其良恶性的目的; 2) 运算快速简便, 提高了诊断的实时性和高效性; 3) 能在超声检查中实现实时同步诊断, 为超声医师提供参考。该研究回顾分析了276例患者的甲状腺结节超声图像, 结果显示YOLOv2系统正确识别病灶区域的准确性高于超声医师(YOLOv2与超声医师ROC曲线下面积分别为0.902与0.859, $P=0.0434$), YOLOv2系统对甲状腺恶性结节诊断的敏感性、阳性预测值、阴性预测值、准确性分别为90.5%, 95.22%, 80.99%, 90.31%, 与超声医生的诊断无显著差异($P>0.05$); 但其诊断特异性高于超声医师(YOLOv2与超声医师分别为89.91%与77.98%, $P=0.026$)。目前对YOLOv2系统研究较少, 今后应该进行更广泛的多中心临床研究, 在不同经验水平超声医师的实际临床实践中进一步评估其应用价值。

4.3 小波变换技术

超声检查由于固有的成像方式导致在检查时出现斑点的相关噪声, 使图像清晰度降级^[38], 从根本上影响了甲状腺结节智能诊断系统的精准性及科学性。1999年, 小波变换(wavelet transform, WT)作为信号处理技术被提出并成功应用于各种图像处理, 它可以降低超声图像噪声。Acharya等^[39]使用WT技术成功减少了甲状腺结节超声图像中的散斑噪声, 研究发现去除噪声的超声图像诊断精度高于没有预处理的图像。目前该技术在甲状腺结节超声中应用广泛, Chang等^[40]提出一种基于WT技术的甲状腺结节诊断系统, 该系统能同时进行除噪声、识别分割、特征提取等功能, 其诊断准确率 $>95%$; Acharya等^[41]的研究也获得了98.9%的诊断准确率。小波变换技术的特点是不仅能够对图像进行降噪处理, 还能捕获图像纹理细微变化, 分离出图像的细节特征; 但该技术对于乳腺癌及卵巢癌研究较多, 甲状腺癌相对较少。未来发展可以将WT技术优点与甲状腺结节超声图像自动分割与诊断系统相结合, 创造出更加精确、稳定、高效、智能的甲状腺结节良恶性诊断系统。

5 结语

在数据管理、集成及医疗设备工程创新等

的计算和数据科学进步的背景下, 医学AI应运而生, 促使人们以更科学的方式来解决现有医疗中存在的问题; 早期及时诊断甲状腺结节良恶性是影响甲状腺癌预后的重要因素, 甲状腺结节良恶性智能诊断系统精准性高, 能为医师起潜在的辅助决策作用, 提高了医生的诊断时效, 减低了医生的主观性和不稳定性。

虽然甲状腺结节良恶性智能诊断系统表现出较高性能, 不同算法也对影像图像进行了不同优化, 但其诊断始终是建立在图像上的, 易受医师操作影响, 至于能否完全代替病理诊断, 还需要进一步探究; 甲状腺癌在临床中最常见的病理类型是甲状腺乳头状癌(papillary thyroid carcinoma, PTC), 至于智能诊断系统对其他病理类型是否仍有较高敏感度及特异性还需要进一步研究。智能系统的稳定性、泛化能力等均在进一步探索中, 各类人机对比试验也在持续进行, 医学AI发展前景广阔, 但还有很长的路要走。

参考文献

1. 李开复, 王咏刚. 人工智能[M]. 北京: 文化发展出版社, 2018: 157.
LI Kaifu, WANG Yonggang. Artificial intelligence[M]. Beijing: Cultural Development Press, 2018: 157.
2. Legg S, Hutter M. A collection of definitions of intelligence[J]. Computer Science, 2007:17-24.
3. 陶阳明. 人工智能两大趋势: 自主能力和生物特性[J]. 电子技术与软件工程, 2018(17): 244-245.
TAO Yangming. Two major trends in artificial intelligence: autonomy and biological characteristics[J]. Electronic Technology & Software Engineering, 2018(17): 244-245.
4. Krupinski EA. The future of image perception in radiology: synergy between humans and computers[J]. Acad Radiol, 2003, 10(1): 1-3.
5. 田伟. 我国医用机器人的研究现状及展望[J]. 骨科临床与研究杂志, 2018, 3(4): 8-9.
TIAN Wei. Research status and prospects of medical robots in China[J]. Journal of Orthopedics Clinical and Research, 2018, 3(4): 8-9.
6. Shaban-Nejad A, Lavigne M, Okhmatovskaia A, et al. PopHR: a knowledge-based platform to support integration, analysis, and visualization of population health data[J]. Ann N Y Acad Sci, 2017, 1387(1): 44-53.
7. Nakamura K, Yoshida H, Engelmann R, et al. Computerized analysis of the likelihood of malignancy in solitary pulmonary nodules with use of artificial neural networks[J]. Radiology, 2000, 214(3): 823-830.

8. Chen CM, Chou Y H, Han KC, et al. Breast lesions on sonograms: computer-aided diagnosis with nearly setting-independent features and artificial neural networks[J]. *Radiology*, 2003, 226(2): 504-514.
9. Suzuki K, Li F, Sone S, et al. Computer-aided diagnostic scheme for distinction between benign and malignant nodules in thoracic low-dose CT by use of massive training artificial neural network[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2005, 24: 1138-1150.
10. Brander A, Viikinkoski P, Nickels J, et al. Thyroid gland: US screening in a random adult population[J]. *Radiology*, 1991, 181(3): 683-687.
11. 中华医学会内分泌学分会. 甲状腺结节和分化型甲状腺癌诊治指南[J]. *中国肿瘤临床*, 2012, 39(27): 1249-1272.
Chinese Medical Association Endocrinology Branch. Guidelines for the diagnosis and treatment of thyroid nodules and differentiated thyroid cancer[J]. *Chinese Tumor Clinic*, 2012, 39(27): 1249-1272.
12. Ferraz C, Eszlinger M, Paschke R. Current state and future perspective of molecular diagnosis of fine-needle aspiration biopsy of thyroid nodules[J]. *J Clin Endocrinol Metab*, 2011, 96(7): 2016-2026.
13. Chen W, Zheng R, Baade PD, et al. Cancer statistics in China, 2015[J]. *CA Cancer J Clin*, 2016;66:115-132.
14. 中华人民共和国国家卫生健康委员会. 甲状腺癌诊疗规范(2018年版)[J]. *中华普通外科学文献(电子版)*, 2019, 13(1): 1-15.
National Health and Wellness Committee of the People's Republic. Thyroid cancer treatment and treatment regulations (2018 edition)[J]. *Chinese Archives of General Surgery (Electronic Edition)*, 2019, 13(1): 1-15.
15. 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.
16. Seibert JA. *The essential physics of medical imaging*[M]. Philadelphia: Williams & Wilkins, 2013.
17. Chikui T, Okamura K, Tokumori K, et al. Quantitative analyses of sonographic images of the parotid gland in patients with sjögrens syndrome[J]. *Ultrasound Med Biol*, 2006, 32(5): 617-622.
18. Haugen BR. 2015 American Thyroid Association management guidelines for adult patients with thyroid nodules and differentiated thyroid cancer: what is new and what has changed?[J]. *Cancer*, 2017, 123(3): 372-381.
19. Savelonas MA, Iakovidis DK, Legakis I, et al. Active contours guided by echogenicity and texture for delineation of thyroid nodules in ultrasound images[J]. *IEEE Trans Inf Technol Biomed*, 2009, 13: 519-527.
20. Nikiforov YE, Carty SE, Chiosea SI, et al. Highly accurate diagnosis of cancer in thyroid nodules with follicular neoplasm/suspicious for a follicular neoplasm cytology by ThyroSeq v2 next-generation sequencing assay[J]. *Cancer*, 2014, 120(23): 3627-3634.
21. Ko SY, Kim EK, Sung JM, et al. Diagnostic performance of ultrasound and ultrasound elastography with respect to physician experience[J]. *Ultrasound Med Biol*, 2014, 40(5): 854-863.
22. Chang TC. The Role of Computer-aided detection and diagnosis system in the differential diagnosis of thyroid lesions in ultrasonography[J]. *J Med Ultrasound*, 2015, 23(4): 177-184.
23. Ouyang FS, Guo BL, Ouyang LZ, et al. Comparison between linear and nonlinear machine-learning algorithms for the classification of thyroid nodules[J]. *Eur J Radiol*, 2019, 113: 251-257.
24. Ozyilmaz L, Yildirim T. Diagnosis of thyroid disease using artificial neural network methods[C]. *International Conference on Neural Information Processing*, 2002, 2033-2036.
25. Li LN, Ouyang JH, Chen HL, et al. A computer aided diagnosis system for thyroid disease using extreme learning machine[J]. *J Med Syst*, 2012, 36(5): 3327-3337.
26. Lim KJ, Choi CS, Yoon DY, et al. Computer-aided diagnosis for the differentiation of malignant from benign thyroid nodules on ultrasonography[J]. *Acad Radiol*, 2008, 15(7): 853-858.
27. Chang Y, Paul AK, Kim N, et al. Computer-aided diagnosis for classifying benign versus malignant thyroid nodules based on ultrasound images: A comparison with radiologist-based assessments[J]. *Med Phys*, 2016, 43(1): 554.
28. Raghavendra U, Gudigar A, Maithri M, et al. Optimized multi-level elongated quinary patterns for the assessment of thyroid nodules in ultrasound images[J]. *Comput Biol Med*, 2018, 95: 55-62.
29. Prochazka A, Gulati S, Holinka S, et al. Classification of thyroid nodules in ultrasound images using direction-independent features extracted by two-threshold binary decomposition[J]. *Technol Cancer Res Treat*, 2019, 18: 1533033819830748.
30. Costa AF, Humpire-Mamani G, Traina G, et al. An efficient algorithm for fractal analysis of textures[C]. *Proceedings of the 2012 25th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images*. Ouro Preto, Brasil: IEEE Computer Society; 2012: 39-46.
31. Acharya UR, Sree SV, Krishnan MMR, et al. Computer-aided diagnostic system for detection of Hashimoto thyroiditis on ultrasound images from a Polish population[J]. *J Ultrasound Med*, 2014, 33(2): 245-253.
32. Choi YJ, Baek JH, Park HS, et al. A computer-aided diagnosis system using artificial intelligence for the diagnosis and characterization of thyroid nodules on ultrasound: initial clinical assessment[J]. *Thyroid*, 2017, 27(4): 546-552.
33. Yoo YJ, Ha EJ, Cho YJ, et al. Computer-aided diagnosis of thyroid nodules via ultrasonography: initial clinical experience[J]. *Korean J Radiol*, 2018, 19(4): 665-672.
34. Gao L, Liu R, Jiang Y, et al. Computer-aided system for diagnosing

- thyroid nodules on ultrasound: A comparison with radiologist-based clinical assessments[J]. *Head Neck*, 2018, 40(4): 778-783.
35. Ma J, Wu F, Jiang T, et al. Cascade convolutional neural networks for automatic detection of thyroid nodules in ultrasound images[J]. *Med Phys*, 2017, 44(5): 1678-1691.
36. Ma J, Wu F, Jiang T, et al. Ultrasound image-based thyroid nodule automatic segmentation using convolutional neural networks[J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2017, 12(11): 1895-1910.
37. Wang L, Yang S, Yang S, et al. Automatic thyroid nodule recognition and diagnosis in ultrasound imaging with the YOLOv2 neural network[J]. *World J Surg Oncol*, 2019, 17(1): 12.
38. Burckhardt CB. Speckle in ultrasound B-mode scans[J]. *IEEE Trans Sonics Ultrasonics*, 1978, 25(1): 1-6.
39. Acharya UR, Sree SV, Swapna G, et al. Effect of complex wavelet transform filter on thyroid tumor classification in three-dimensional ultrasound[J]. *Proc Inst Mech Eng H*, 2013, 227(3): 284-292.
40. Chang CY, Lei YF, Tseng CH, et al. Thyroid segmentation and volume estimation in ultrasound images[J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2010, 57(6): 1348-1357.
41. Acharya UR, Faust O, Sree SV, et al. Cost-effective and non-invasive automated benign and malignant thyroid lesion classification in 3D contrast-enhanced ultrasound using combination of wavelets and textures: a class of ThyroScan™ algorithms[J]. *Technol Cancer Res Treat*, 2011, 10(4): 295-371.

本文引用: 王奔, 邱健. 人工智能在甲状腺结节良恶性超声诊断中的研究现状[J]. *临床与病理杂志*, 2020, 40(6): 1590-1595. doi: 10.3978/j.issn.2095-6959.2020.06.043

Cite this article as: WANG Ben, QIU Jian. Current status of artificial intelligence in the diagnosis of benign and malignant ultrasound of thyroid nodules[J]. *Journal of Clinical and Pathological Research*, 2020, 40(6): 1590-1595. doi: 10.3978/j.issn.2095-6959.2020.06.043