

基于纹理分析和深度学习的肝纤维化研究进展

李秋菊, 郭启勇, 陈海斌, 张荣国

【摘要】 肝纤维化的早期诊断和治疗,对于防治肝硬化、肝癌有重要价值,肝纤维化的非创伤性影像学诊断一直以来都是肝纤维化研究的重点。近年来,针对目前影像学检查包含的大量多模态图像信息,利用影像组学和深度学习等人工智能方法,通过分析图像中的人眼不能直接识别的海量图像信息实现辅助临床诊断受到社会各界的广泛关注。目前纹理分析和深度学习等方法在肝纤维化无创性诊断方面已经取得有效的临床进展。

【关键词】 肝纤维化; 纹理分析; 深度学习; 人工智能

【中图分类号】 R05; R395; R575.2 **【文献标识码】** A **【文章编号】** 1000-0313(2018)10-0997-05
DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2018.10.004

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



肝纤维化是指在不同病因的慢性肝脏疾病作用下,肝脏中胶原蛋白等细胞外基质增生与降解失去平衡,导致肝脏内纤维结缔组织异常沉积的病理过程。肝纤维化的病因有很多,临床上常见的有病毒性肝炎、酒精肝、脂肪肝以及自身免疫性疾病、胆汁淤积等。我国以乙型和丙型肝炎病毒导致的肝纤维化占大部分比例。肝纤维化是慢性肝病向肝硬化、肝癌进展的重要中间环节^[1]。大量临床研究表明由于体内存在纤维降解过程,肝纤维化进程是可以过去去除病因、临床干预治疗等得到延缓、甚至逆转的^[2]。因此,肝纤维化的早期诊断和治疗,对于防治肝硬化、肝癌有重要价值。

目前肝组织活检仍被作为临床上诊断肝纤维化分期的金标准,但由于肝脏穿刺标本体积较小,存在标本量不足或抽样误差;另外病理组织切片存在观察者内和观察者间的差异所导致肝脏分期不准确^[3]。尤其是肝脏穿刺活检属创伤性检查,存在出血、胆汁瘤、胆汁性腹膜炎、败血症和菌血症等严重并发症的风险,使其应用价值受到限制。非创伤性的评价肝纤维化分期的方法成为世界肝脏病学研究的重点。

肝纤维化的非创伤性影像学诊断发展迅速。目前临床应用较多的影像学检查方法有CT、超声及磁共振检查,但目前这些临床常规方法对肝纤维化诊断价值有限,对于肝硬化凭借临床积累经验可以做出诊断,但对轻、中度肝纤维化的诊断仍缺乏可靠依据。因而,在肝纤维化影像诊断方法探讨的过程中,大量研究尝试了很多新的成像技术及科研序列,但大部分影像检

查方法和技术在早期肝纤维化诊断方面存在着各自的优缺点。基于血流灌注的超声、CT及MR检查能够定量评估血流灌注情况,但对于早期肝纤维化诊断价值有限^[4-9]。基于弹性成像的超声弹性成像(ultrasound elastography, UE)及磁共振弹性成像(magnetic resonance elastography, MRE)对肝纤维化分期敏感性和特异性相对其他影像手段较高^[10-13],结果稳定可信,但超声弹性成像测量时不能实时显示肝脏二维声像图,无法避开肝内大血管、胆道系统,从而影响测量结果,另外肋骨、肺、腹水、皮下脂肪厚度等也会影响结果的准确性。MRE与T₁或T₂序列结合,可以克服解剖定位问题,但价格昂贵、需要额外的刺激器、MR机型限制、肝脏内过高的铁含量会导致信噪比受限等特点使其广泛使用受限。基于水分子运动的磁共振弥散加权成像(diffusion weighted imaging, DWI)随着肝纤维化程度加重,表观弥散系数(apparent diffusion coefficient, ADC)值降低,可将轻度肝纤维化与进展期肝硬化进行区分,但对肝纤维化的早期诊断价值有限^[14]。另外,新型对比剂钆塞酸二钠增强MR检查、磁共振波谱成像、磁共振血氧水平依赖成像、MR弥散张量成像等检查方法对中重度肝纤维化有一定诊断价值,但对早期肝纤维化的诊断能力目前仍不能满足临床需要,并且相对难以实现快速临床转化。

近年来,基于医学图像的影像组学和深度学习等人工智能方法受到社会各界的广泛关注。针对目前影像学检查包含的多模态的大量图像信息,大量研究通过纹理分析、深度学习等方法,分析图像中可能隐藏的海量人眼不能识别的图像信息来辅助临床诊断,已经取得较好的临床进展。下面将从纹理分析(texture analysis)及深度学习(deep learning)等方面介绍近年来肝纤维化诊断在人工智能诊断方面的研究进展。

作者单位: 110004 辽宁,中国医科大学附属盛京医院放射科(李秋菊、郭启勇);100000 北京,推想科技有限公司(陈海斌、张荣国)

作者简介: 李秋菊(1985-),女,山东菏泽人,博士研究生,住院医师,主要从事肝纤维化影像诊断工作。

通讯作者: 郭启勇, E-mail: guoqy@sj-hospital.org

基金项目: 国家自然科学基金资助(81471718/81771893)

基于纹理分析的肝纤维化诊断研究

影像组学是指采用高通量、全自动化计算方法将医学图像中病灶感兴趣区域的影像数据转化为具有特征空间的量化数据,并对特征空间区数据进行精准定量分析,以从结构形态、组织细胞、分子和基因遗传等各种表型综合评价疾病,实现精准医学目标。图像纹理特征提取是影像组学研究的重要组成部分,目前影像组学提取的纹理特征包括病灶的几何特征、灰度直方图统计特征、Hu 不变特征、Tammura 纹理特征、灰度共生矩阵(gray level co-occurrence matrix, GLCM)、灰度游程步长矩阵(gray level run-length matrix, GLRLM)以及病灶具有的频域纹理特征。目前大量应用于疾病识别和诊断的纹理分析软件是通过勾画感兴趣,提取几十甚至几百个纹理特征,对比病理等病变诊断标准,经过统计学分析,筛选出对病变诊断贡献相对较大的纹理特征,进而建立疾病诊断和预测模型。目前,图像纹理分析在肝纤维化诊断方面的应用日渐成熟,针对目前现有影像手段均可进行纹理分析。

1. 肝纤维化 CT 图像纹理分析

首先,从形态学角度出发,Hori 等^[15]探讨肝脏形状并定量分析,构建肝脏统计形状模型,发现其对肝纤维化分期有重要价值。其次,在肝实质 CT 图像本身纹理方面,Lubner 等^[16]通过对 212 例肝纤维化患者及 77 例健康对照者进行纹理分析,发现随肝纤维化程度进展,平均灰度强度、熵逐渐增高,而峰度和偏斜度逐渐降低,对 \geq F2 期肝纤维化诊断的受试者工作特性曲线下面积(area under the ROC curve, AUC)值达 0.71~0.73,诊断 F4 期的 AUC 值达 0.86~0.87。童隆正等^[17]也发现能量、熵、逆差矩等纹理特征在不同肝纤维化分期之间有显著性差异。理论上能量和熵值可用来描述区域内图像灰度变化的总体性质,对不同空间的图像纹理反应比较敏感。熵表征了图像空间的复杂性和混乱度,当肝脏发生纤维化改变时,由于结缔组织增生,肝实质不规则变化,图像纹理变粗糙,因而熵升高。能量表征纹理的全局均一度,随肝纤维化进展,肝脏均匀性下降,能量升高。而逆差矩则由于肝纤维化后结缔组织增生而增大,这是由于肝表面颜色变暗,与其周围背景的差别减小,反差特征参量值相对较小,对比度降低。另外,肝纤维化进程中结缔组织不断增生,波动程度增强,方差增大,相关性降低。因而上述这些纹理特征可以用来评价肝纤维化分期。学者还在统计学方法方面进行了大量研究和改进,如利用布朗分形模型和小波变换两种方法来分析正常和纤维化的肝脏 CT 图像,提高肝纤维化诊断效能^[18]。Mala

等^[19]对肝脏 CT 图像提取基于小波的统计纹理特征,应用神经网络的方法,对脂肪肝和肝硬化的分类准确率高达 95%,敏感度(sensitivity)和特异度(specificity)分别为 96%和 94%。另外,考虑到 CT 平扫图像可能包含的图像信息相对较少,Daginawala 等^[20]应用增强 CT 图像,采用更多元化的方法及模型分析,在提取的 41 个纹理特征中,7 个直方图特征、1 个灰度共生矩阵参数、6 个灰度游程步长矩阵参数、1 个法则特征和 4 个灰度梯度矩阵参数共 19 个特征在区分纤维化分组方面存在显著的统计学差异,诊断的 AUC 值达 0.70~0.80。

2. 肝纤维化 MR 图像纹理分析

在形态学方面,Sudhakar 等^[21]评估了重度肝纤维化和肝硬化的肝实质结构、表面结节、肝脏体积变化和门静脉高压症等特征,其中表面结节特征诊断重度纤维化准确度为 80.3%,肝实质纹理诊断肝硬化的准确度为 80.5%。关于形态学及形态定量分析的研究相对较少,大部分研究集中在对 MR 图像中肝实质的纹理特征进行提取及筛选。Yu 等^[22]将 11.7T 磁共振成像扫描仪获取的肝纤维化大鼠 T₁ 和 T₂ 图像进行纹理分析,提取基于直方图、灰度共生矩阵、灰度游程步长矩阵、灰度梯度矩阵的纹理特征,发现 T₁ 图像在直方图四分位数间距和灰度梯度矩阵的方差梯度两个特征方面有非常好甚至优良的分类能力,灰度梯度矩阵中峰度是鉴别肝纤维化分期的最佳纹理特征,AUC 值达 0.90。而对质子密度图像的纹理分析显示灰度共生矩阵相关性和对比度两个特征与肝纤维化分期具有中度至强度相关性^[23]。而在肝实质图像纹理特点的基础上,增加年龄、肝脏脂肪和肝脏 R2 变量等特征,将这些特征纳入广义线性模型,可以大大改善肝纤维化分期诊断效能^[24]。与应用 CT 增强图像进行纹理分析相似,应用双对比剂(超顺磁性氧化铁和 Gd-DT-PA)增强 MR 也能增加其诊断效能^[25],Yokoo 等发现应用双对比增强 MR 图像进行纹理分析,诊断 \geq F2 期肝纤维化的 AUC 为 0.89,敏感度和特异度分别为 90%和 78%,诊断肝硬化时 AUC 为 0.98,敏感度和特异度分别高达 100%和 93%。

大量研究验证了 MR 图像纹理分析在肝纤维化分期方面的潜在价值。在此基础上综合肝脏形态学、患者临床信息以及肝脏 MR 增强图像的模式可能对肝纤维化诊断更有帮助。另外,在既往肝纤维化无创性影像诊断研究的过程中,开发了大量特殊 MR 科研序列,如 DWI、MRE 等,由于其图像本身诊断效能相对较好,对于这些灰度图像,也可以通过纹理分析提升其诊断效能。Barry 等^[26]对大鼠 DWI 图像后处理获得的 ADC 图进行纹理分析,提取基于直方图、灰度共

生矩阵和灰度游程步长的特征,验证了 DWI 纹理分析对肝纤维化分期的价值。

3. 肝纤维化超声图像纹理分析

由于超声图像的获取受到临床医生经验、增益补偿、体位、患者个体差异等多种因素的影响,导致肝实质区域纹理的对比度、光照、角度和旋转等变化较大,也受到多种噪声等干扰因素的影响,因而现阶段基于整块肝实质区域进行肝纤维化分期的纹理分析研究相对较少。首先肝脏图像分割、轮廓识别就是一大难题,部分研究利用贝叶斯分类器不断改进、优化,最终对肝脏超声图像的识别率达到 90%^[27,28]。目前,超声纹理分析对肝硬化识别研究较多,识别准确率能够达到 86%以上^[29,30],而对早期肝纤维化的研究相对较少。陈明丽等^[31]采用 SonoCT 和 XRes 成像技术采集 186 例有肝穿刺病理结果的乙型肝炎患者的标准声像图像,提取声像图纹理的 14 个灰度共生矩阵参数,发现研究诊断早期肝硬化的敏感度高达 93.5%。目前,超声纹理分析对肝纤维化的无创分期研究也逐渐成为研究的热点。

基于深度学习的肝纤维化研究

人工智能在医疗领域应用最为广泛的就是机器学习。机器学习是通过模拟人类认知的过程,通过手动提取目标特征或利用深度学习的方法自动提取特征,从而实现对目标的分类和识别问题。其中机器学习以支持向量机^[32]、决策树^[33]、随机森林^[34]等经典的分类器闻名。

Shousha 等^[35]回顾性研究了 427 例慢性丙型肝炎患者,使用数据挖掘分析通过减少误差技术构建决策树,然后使用 Auto-WEKA 工具从 39 种算法中选择最佳分类器来预测晚期纤维化,选择多层感知器神经网络模型作为最佳预测算法,敏感度为 82.5%,特异度为 81.1%,AUC 为 0.880。

深度学习是机器学习的一种,最早是由 Hinton 等^[36]在 2006 年提出,可以使用一种称为贪婪逐层预训练的策略来有效的训练。其中以卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)为代表的深度学习^[37]更是以其强大的自动学习和提取特征的能力而受到极大的关注。深度学习的优势在于它把特征抽取和分类器整合到一个框架下,实现了网络框架对数据特征的自主学习,减少了人为干预和人工选取特征的成本。目前基于多模态肝纤维化图像的深度学习,逐渐成为无创性肝纤维化诊断的热点。

Yasaka 等^[38]应用基于深度卷积神经网络模型应用钆酸增强肝胆期磁共振图像诊断肝纤维化,发现深度学习肝纤维化评分与病理分期有显著相关性,其诊

断 S4、S3、S2 期肝纤维化的 AUC 分别为 0.84、0.84 和 0.85。二维剪切波弹性成像(2D shear wave elastography, 2D-SWE)对乙型和丙型肝炎患者肝纤维化的无创分期也具有有良好的性能^[39,40]。Wang 等^[41]进行了包含 654 名慢性乙型肝炎患者的前瞻性多中心研究,对其中 398 名患者进行了二维剪切波弹性成像进行深度学习,以评估其诊断肝纤维化分期的准确性,并与 2D-SWE、血清标记物诊断能力进行比较。发现深度学习对肝硬化、 \geq F3 期、 \geq F2 的慢性肝炎患者, AUC 分别为 0.97、0.98、0.85,其诊断效能除了对 \geq F2 期略低于 2D-SWE 外,其余均显著优于 2D-SWE 和血清标记物。另外随着训练学习的图像数量增加,其诊断准确性得到改善。

基于机器学习的肝纤维化预后预测

肝纤维化准确分期的临床意义在于能够指导临床及时、准确地干预肝纤维化的进展进程。对来自 20 个队列的 5817 名丙型肝炎患者的 29 项研究进行荟萃分析,发现随访 2~15 年期间,肝纤维化进展、肝功能失代偿患者甚至死亡比例非常大,由于慢性肝炎的病程呈非线性进展,现有的慢性肝炎疾病进展风险预测模型的准确性有限,因而开发有效的预测模型也是肝纤维化研究的重点内容。Konerman 等^[42,43]总结发现脂肪变性和纤维化基线评分对肝纤维化程度进展的预测价值较大,而血小板计数、谷草和谷丙转氨酶比率、白蛋白、胆红素和年龄等因素则是肝脏失代偿有意义的预测因子。另外,针对肝硬化的丙型肝炎抗病毒长期治疗的患者,应用包含纵向数据的新颖统计方法来改进现有基线模型,使用逻辑回归和随机森林、Boosting 两种机器学习方法构建模型以预测病程进展的结果,发现机器学习方法可以捕捉预测变量和结果之间的复杂关系,从而产生更准确的预测。其他研究者也验证了机器学习在肝纤维化预测方面的重要价值^[44-46]。

小结和展望

在多模态成像方法中,磁共振弹性成像、超声弹性成像及弥散加权成像等有相对较好的肝纤维化诊断价值,但目前仍因为多方面限制,没有广泛应用于临床。常规 CT、MR 及超声对轻中度肝纤维化诊断仍有局限性。而这些多模态的图像中可能隐藏大量人眼不能识别的图像信息,因而我们可以通过影像组学、人工智能等手段提取重要的特征,构建辅助临床诊断的计算机软件,实现无创性肝纤维化分期预测,甚至评估患者的预后,为临床选择最佳治疗时机提供指导。

参考文献:

[1] Afdhal NH, Nunes D. Evaluation of liver fibrosis: a concise review

- [J]. *Am J Gastroenterol*, 2004, 99(6): 1160-1174.
- [2] Friedman SL. Liver fibrosis-from bench to bedside[J]. *J Hepatol*, 2003, 38(suppl 1): 38-53.
- [3] Goldin RD, Goldin JG, Burt AD, et al. Intra-observer and inter-observer variation in the histopathological assessment of chronic viral hepatitis[J]. *J Hepatol*, 1996, 25(5): 649-654.
- [4] 梁明帮, 黎进莲, 安玉松, 等. CT 肝灌注成像在肝纤维化诊断中的价值及影像特点分析[J]. *中西医结合肝病杂志*, 2015, 25(5): 295-297.
- [5] Aronhime S, Calcagno C, Jajamovich GH, et al. DCE-MRI of the liver: effect of linear and nonlinear conversions on hepatic perfusion quantification and reproducibility[J]. *Magn Reson Imaging*, 2014, 40(1): 90-98.
- [6] Ou HY, Bonekamp S, Bonekamp D, et al. MRI arterial enhancement fraction in hepatic fibrosis and cirrhosis[J]. *Am J Roentgenol*, 2013, 201(4): 596-602.
- [7] 解丽梅, 郭启勇, 刘鑫. 超声造影评价肝纤维化[J]. *中国医学影像技术*, 2009, 25(8): 1447-1449.
- [8] Abbattista T, Ridolfi F, Ciabattini E, et al. Diagnosis of liver cirrhosis by transit-time analysis at contrast-enhanced ultra sonography[J]. *Radiol Med*, 2008, 113(6): 860-874.
- [9] Liu H, Liu J, Zhang Y, et al. Contrast-enhanced ultrasound and computerized tomography perfusion imaging of a liver fibrosis early cirrhosis in dogs[J]. *J Gastroenterol Hepatol*, 2016, 31(9): 1604-1610.
- [10] Shi Y, Guo Q, Xia F, et al. MR elastography for the assessment of hepatic fibrosis in patients with chronic hepatitis B infection: does histologic necroinflammation influence the measurement of hepatic stiffness? [J]. *Radiology*, 2014, 273(1): 88-98.
- [11] Guo Y, Parthasarathy S, Goyal P, et al. Magnetic resonance elastography and acoustic radiation force impulse for staging hepatic fibrosis: a meta-analysis[J]. *Abdom Radiol*, 2015, 40(4): 818-834.
- [12] Shi Y, Xia F, Li QJ, et al. Magnetic resonance elastography for the evaluation of liver fibrosis in chronic hepatitis B and C by using both gradient-recalled echo and spin-echo echo planar imaging: a prospective study[J]. *Am J Gastroenterol*, 2016, 111(6): 823-833.
- [13] Chon YE, Choi EH, Song KJ, et al. Performance of transient elastography for the staging of liver fibrosis in patients with chronic hepatitis B: a meta-analysis[J]. *PLoS One*, 2012, 7(9): e44930.
- [14] Taouli B, Vilgrain V, Dumont E, et al. Evaluation of liver diffusion isotropy and characterization of focal hepatic lesions with two single-shot echo-planar MR imaging sequences: prospective study in 66 patients[J]. *Radiology*, 2003, 226(1): 71-78.
- [15] Hori M, Okada T, Higashiura K, et al. Quantitative imaging: quantification of liver shape on CT using the statistical shape model to evaluate hepatic fibrosis[J]. *Acad Radiol*, 2015, 22(3): 303-309.
- [16] Lubner MG, Malecki K, Kloke J, et al. Texture analysis of the liver at MDCT for assessing hepatic fibrosis[J]. *Abdom Radiol (NY)*, 2017, 42(8): 2069-2078.
- [17] 童隆正, 王磊, 陈海荣, 等. 肝纤维化图像的灰度共生矩阵分析[J]. *首都医科大学学报*, 2003, 24(3): 240-242.
- [18] 童隆正, 陈海荣, 贺文. 肝纤维化 CT 图像的小波变换和布朗分形模型分析[J]. *北京生物医学工程*, 2003, 22(2): 113-115.
- [19] Mala K, Sadasivam V, Alagappan S. Neural network based texture analysis of CT images for fatty and cirrhosis liver classification[J]. *Applied Soft Computing*, 2015, 32(1): 80-86.
- [20] Daginawala N, Li B, Buch K, et al. Using texture analyses of contrast enhanced CT to assess hepatic fibrosis[J]. *Eur J Radiol*, 2016, 85(3): 511-517.
- [21] Sudhakar K, Venkatesh, Meng Yin, Naoki Takahashi, et al. Non-invasive detection of liver fibrosis: MR imaging features vs MR elastography[J]. *Abdom Imaging*, 2015, 40(4): 766-775.
- [22] Yu H, Touret AS, Li B, et al. Application of texture analysis on parametric T₁ and T₂ maps for detection of hepatic fibrosis[J]. *J Magn Reson Imaging*, 2017, 45(1): 250-259.
- [23] Yu H, Buch K, Li B, et al. Utility of texture analysis for quantifying hepatic fibrosis on proton density MRI[J]. *J Magn Reson Imaging*, 2015, 42(5): 1259-1265.
- [24] House MJ, Bangma SJ, Thomas M, et al. Texture-based classification of liver fibrosis using MRI[J]. *J Magn Reson Imaging*, 2015, 41(2): 322-328.
- [25] Yokoo T, Wolfson T, Iwaisako K, et al. Evaluation of liver fibrosis using texture analysis on combined-contrast-enhanced magnetic resonance images at 3.0T [J]. *Biomed Res Int*, 2015: 387653.
- [26] Barry B, Buch K, Soto JA, et al. Quantifying liver fibrosis through the application of texture analysis to diffusion weighted imaging[J]. *Magn Reson Imaging*, 2014, 32(1): 84-90.
- [27] Wu CM, Chen YC, Hsieh KS. Text features for classification of ultrasonic liver images[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 1992, 11(2): 145-146.
- [28] 陈菲. 基于 BP 神经网络的超声肝脏图像识别[J]. *网络与信息技术*, 2007, 26(8): 43-44.
- [29] Gao S, Peng Y, Guo H, et al. Texture analysis and classification of ultrasound liver images[J]. *Biomed Mater Eng*, 2014, 24(1): 1209-1216.
- [30] Virmani J, Kumar V, Kalra N, et al. SVM-based characterization of liver ultrasound images using wavelet packet texture descriptors[J]. *J Digit Imaging*, 2013, 26(3): 530-543.
- [31] 陈明丽, 黄咏红, 王怡, 等. 超声纹理分析方法诊断乙型肝炎早期肝硬化的价值[J]. *肝脏*, 2010, 15(6): 414-416.
- [32] Christopher JC, Burges. A tutorial on support vector machines for pattern recognition[J]. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1998, 2(2): 121-167.
- [33] Quinlan JR. Induction of decision trees[J]. *Machine Learning*, 1986, 1(1): 81-106.
- [34] Svetnik V, Liaw A, Tong C, et al. Random forest: a classification and regression tool for compound classification and QSAR modeling[J]. *J Chemical Information and Computer Sciences*, 2003, 43(6): 1947-1958.
- [35] Shousha HI, Awad AH, Omran DA, et al. Data mining and machine learning algorithms using IL28B genotype and biochemical markers best predicted advanced liver fibrosis in chronic hepatitis C[J]. *Jpn J Infect Dis*, 2018, 71(1): 51-57.
- [36] Hinton GE, Osindero S, Teh YW. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. *Neural Computation*, 2006, 18(7): 1527-

- 1554.
- [37] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553):436-444.
- [38] Yasaka K, Akai H, Kunimatsu A, et al. Liver fibrosis; deep convolutional neural network for staging by using gadoteric acid-enhanced hepatobiliary phase MR images[J]. Radiology, 2018, 287(1):146-155.
- [39] Abe T, Kuroda H, Fujiwara Y, et al. Accuracy of 2D shear wave elastography in the diagnosis of liver fibrosis in patients with chronic hepatitis C[J]. J Clin Ultrasound, 2018, 46(5):319-327.
- [40] Herrmann E, De Lédinghen V, Cassinotto C, et al. Assessment of biopsy-proven liver fibrosis by two-dimensional shear wave elastography; an individual patient data-based meta-analysis [J]. Hepatology, 2018, 67(1):260-272.
- [41] Wang K, Lu X, Zhou H, et al. Deep learning radiomics of shear wave elastography significantly improved diagnostic performance for assessing liver fibrosis in chronic hepatitis B; a prospective multicentre study[J]. Gut, 2018, pii: gutjnl-2018-316204. Epub ahead of print.
- [42] Konerman MA, Yapali S, Lok AS. Systematic review: identifying patients with chronic hepatitis C in need of early treatment and intensive monitoring—predictors and predictive models of disease progression[J]. Aliment Pharmacol Ther, 2014, 40(8):863-879.
- [43] Konerman MA, Zhang Y, Zhu J, et al. Improvement of predictive models of risk of disease progression in chronic hepatitis C by incorporating longitudinal data[J]. Hepatology, 2015, 61(6):1832-1841.
- [44] Chen Y, Luo Y, Huang W, et al. Machine-learning-based classification of real-time tissue elastography for hepatic fibrosis in patients with chronic hepatitis B[J]. Comput Biol Med, 2017, 89:18-23.
- [45] Hashem S, Esmat G, Elakel W, et al. Comparison of machine learning approaches for prediction of advanced liver fibrosis in chronic hepatitis C patients[J]. IEEE/ACM Trans Comput Biol Bioinform, 2018, 15(3):861-868.
- [46] Eslam M, Hashem AM, Romero-Gomez M, et al. International liver disease genetics consortium (ILDGC). FibroGENE; a gene-based model for staging liver fibrosis[J]. J Hepatol, 2016, 64(2):390-398.

(收稿日期:2018-09-20)

关于开放科学标识(OSID)码告《放射学实践》杂志作者和读者书

《放射学实践》杂志自 2018 年 4 月起正式加入 OSID 开放科学计划。通过在杂志每篇论文上添加开放科学(资源服务)标识码(Open Science Identity, OSID),为读者和作者们提供增值服务。每一篇被纳入 OSID 开放科学计划的论文,将匹配一个专属的 OSID 识别码。此码就如同一个具有交互功能的论文“身份证”,给作者提供了更好地与业界同伴交流成果的途径。

OSID 码中包含以下 5 项内容:①作者介绍论文的语音(不超过 1 分钟);②作者与读者在线交流;③作者与读者互动交流精选问答合集;④作者本篇论文的读者圈;⑤论文附加说明(可选择上传论文相关图片或视频)。其中,作者介绍论文的语音是 OSID 识别码必须包含的内容;论文附加说明中,可上传论文相关图片或视频,这为弥补纸刊载体承载内容的局限性提供了一种有效途径。这 5 项互动内容,让作者的论文转换成知识工作者互动、交流的载体平台,使论文变得与众不同,从而提升论文的阅读量和下载量和引用率,并促进学术交流。上传论文的语音介绍,是一种传播作者学术成果的途径,能更好地展现作者的研究成果,提升作者的影响力和学术评价。

同时,我们会为每篇论文的作者开通一个 OSID 开放科学作者账号,并通过邮件告知作者。作者通过微信扫描邮件中的二维码并关注公众号“SAYS 管理平台”,上传对所著论文的 1 分钟语音介绍,以及附加说明(实验过程、推演数据、图像、视频等),完成本刊稿件录取、发表之前的最后一步。登陆作者账号后,作者即刻拥有所著论文的读者圈和问答,可与读者进行交流互动(读者只需在微信上扫 OSID 码,即可直接向作者提问或互动沟通)。

如您有任何疑问,请咨询工作人员 刘琦(电话:18062026009;微信/QQ:249115562)

董盈盈(电话:15623095186;QQ:2368705356;微信号:UED-Test1)

感谢您对本刊的支持,欢迎继续赐稿!

《放射学实践》杂志社