

·人工智能·

人工智能在冠状动脉 CT 血管成像后处理和诊断报告的初步评估

胡小丽¹ 向守洪¹ 胡荣慧¹ 周代全¹ 陈俊源¹ 薛雨² 王政杰²¹重庆医科大学附属第三医院放射科 400000; ²重庆医科大学附属第一医院核医学科 400000通信作者: 王政杰, Email: bkzg1234@163.com

【摘要】目的 探讨人工智能(AI)在冠状动脉 CT 血管造影(CCTA)的图像后处理和诊断报告中的应用价值。**方法** 选取重庆医科大学附属第三医院于 2019 年 4 月至 7 月就诊的 64 例疑似冠心病患者,其中男性 40 例、女性 24 例,年龄(62.16±14.13)岁。所有患者均行 CCTA 扫描,按照李克特量表评分标准对原始图像质量进行评分,分别进行人工和 AI 图像后处理,比较二者的用时及合格率、诊断报告的用时及对冠状动脉斑块的诊断效能。**结果** CCTA 扫描后,冠状动脉 AI 图像后处理的时间约 3 min,合格率为 92.2%(59/64);人工后处理的时间为 20~30 min。与人工处理相比,冠状动脉 AI 后处理的图像中冠状动脉管壁更光滑、小分支显示更全面、血管对比更清晰,并且能自动识别冠状动脉狭窄。冠状动脉 AI 图像的诊断报告在图像重建后即可完成(<1 min),而人工的诊断报告需 15 min 左右才能完成。冠状动脉 AI 与人工对冠状动脉斑块检出的灵敏度几乎一致,分别为 93.3% 和 92.0%;人工诊断报告对斑块检出的特异度达 100%,而 AI 的特异度为 93.8%。**结论** 冠状动脉 AI 在图像后处理速度、图像质量及报告诊断的效率方面具有一定优势,有望成为 CCTA 分析的有效辅助工具。

【关键词】 人工智能; 冠状血管; 计算机体层摄影血管造影术; 图像处理, 计算机辅助; 影像诊断

DOI: [10.3760/cma.j.issn.1673-4114.2020.01.003](https://doi.org/10.3760/cma.j.issn.1673-4114.2020.01.003)

Artificial intelligence in coronary CT angiography post-processing and preliminary evaluation of diagnostic reports

Hu Xiaoli¹, Xiang Shouhong¹, Hu Ronghui¹, Zhou Daiquan¹, Chen Junyuan¹, Xue Yu², Wang Zhengjie²¹Department of Radiology, the Third Affiliated Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing 400000, China; ²Department of Nuclear Medicine, the First Affiliated Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing 400000, ChinaCorresponding author: Wang Zhengjie, Email: bkzg1234@163.com

【Abstract】 Objective To explore the value of coronary artificial intelligence (AI) in the post-processing and diagnosis of coronary CT angiography (CCTA). **Methods** Sixty-four patients with suspected coronary heart disease who were admitted to Third Affiliated Hospital of Chongqing Medical University from April to July 2019, including 40 males and 24 females, aged (62.16±14.13) years, were randomly selected. All patients underwent coronary CT angiography. The original image quality was scored in accordance with the Likert scoring standard, and artificial and AI image post-processing were carried out. The time, qualified rate, time of the diagnosis report, and diagnostic efficiency of the two were compared. **Results** The post-processing time of AI images of the coronary arteries was about 3 min, and the time of artificial post-processing was 20–30 min after CCTA. The qualified rate of AI post-processing of the coronary arteries was 92.2% (59/64). Compared with manual processing, the AI images of the coronary arteries after processing were smoother, had more small branches and clearer vessel contrast, and can automatically identify coronary artery stenosis. The

diagnosis report of coronary artery AI images was completed immediately after image reconstruction (< 1 min), whereas the artificial diagnosis report was about 15 min. The sensitivity of AI plaque in the coronary artery was almost the same as that of artificial detection (i.e., 93.3% and 92.0%, respectively). The specificity of the artificial diagnosis report was 100% and that of AI was 93.8%. **Conclusion** Coronary AI has certain advantages in image post-processing speed, image quality and efficiency of reporting diagnosis, and is expected to be an effective auxiliary tool for CCTA analysis.

【 Key words 】 Artificial intelligence; Coronary artery; Computed tomography angiography; Image processing, computer-assisted; Imaging diagnosis

DOI: 10.3760/cma.j.issn.1673-4114.2020.01.003

心血管疾病严重威胁着全球人类的健康, 据报道, 2017 年全球范围内约 1700 万人病死于心血管疾病, 而其中有 3/4 在发展中国家^[1]。我国心血管疾病患者目前有 2.9 亿, 因此对于心血管疾病的早诊断和防治是刻不容缓的^[2]。随着影像技术的迅猛发展, 冠状动脉 CT 血管造影 (coronary computed tomography angiography, CCTA) 已经成为冠状动脉疾病危险因素的临床评估标准, 并且已应用于冠状动脉支架植入患者的随访中, 以评估植入支架的通畅性及判断是否有相关并发症^[3]。但是, CCTA 对心血管疾病的诊断严重依赖于人工图像后处理质量以及诊断医师的经验, 尤其我国的医疗资源严重紧缺, 对所有心血管疾病患者均行 CCTA 临床评估是难以实现的。

人工智能 (artificial intelligence, AI) 通俗来讲就是模仿人类思维, 是具有“认知”功能的机器, 其通过“学习”来“解决问题”。AI 作为 21 世纪三大尖端技术之一, 在众多领域均获得了广泛的应用, 并取得了丰硕的成果。AI 在医疗领域可用于计算患者给药剂量、肿瘤药物的选择、高危患者的监测, 甚至手术的实施, 且 CT 图像报告解读更是 AI 的优势所在^[4]。将 AI 应用于 CCTA 图像后处理以及诊断报告的书写, 势必能够缓解我国紧张的医疗资源, 但是冠状动脉 AI 对于 CCTA 图像处理、诊断报告的准确性以及是否能够代替临床医师, 目前尚不明确。本研究从冠状动脉 AI 与人工后处理、诊断报告等方面分别进行对比, 以此评估冠状动脉 AI 在 CCTA 的应用前景。

1 资料与方法

1.1 一般资料

选取重庆医科大学附属第三医院自 2019 年 4 月至 7 月就诊的疑似冠心病患者 64 例, 其中男

性 40 例、女性 24 例, 年龄(62.16±14.13)岁。纳入标准: 心率正常或者轻度心率不齐的疑似冠心病患者。排除标准: 严重心律不齐且伴心率>200 次/min; 对于碘剂过敏; 不能配合完成检查。

1.2 检查方法及 AI 的应用

所有患者均使用美国 GE 公司的 revolution CT 行图像采集, 选用非离子型造影剂(320 mg I/mL, 江苏恒瑞医药股份有限公司) 50 mL, 生理盐水 20 mL, 流速 5 mL/s; 对比剂示踪法选择主动脉根部 ROI 监测 CT 值(触发扫描 CT 值设为 150 HU), 延迟 4 s, 采用回顾性心电门控法进行扫描。扫描参数: 管电压 120 kV, 管电流 20 mAs, 层厚 0.625 mm, 总扫描时间 0.3 s。随后使用冠状动脉 AI(数坤科技的冠心病智能辅助诊断系统, 其主要功能是全自动完成冠状动脉影像图像后处理、AI 辅助冠状动脉诊断结果和胶片智能打印, 并输出结构化报告)进行图像后处理及影像诊断, 分别从容积再现、曲面重建及 AI 诊断报告进行分析。CT 增强检测患者均签署了知情同意书。

1.3 图像分析

扫描完成后, 按照李克特量表(Likert scale)评分标准, 将原始图像质量由低到高进行评分(1~5分)。1分: 差, 图像质量过度受损, 血管壁不能辨认; 2分: 较差, 图像质量低, 血管边界不清晰或伪影过大, 对比度分辨率低; 3分: 中, 存在一定图像伪影, 但对比度分辨率较高, 血管边界较清晰; 4分: 良, 血管边界和血管壁清晰, 图像伪影很小, 对比度分辨率高; 5分: 优, 管壁显示清晰, 分辨率好, 没有伪影。对冠状动脉图像分别进行人工和 AI 图像后处理, 参照美国心脏病协会(SCCT)冠状动脉分段法将冠状动脉分为 18 段^[5], 判断冠状动脉三大支: 左前降支、回旋支和右冠状动脉狭窄部位及斑块性质。分别由两位医师(住院

医师和副主任医师)进行图像人工后处理及诊断报告,最终结果由两位副主任医师进行审核。

2 结果

2.1 冠状动脉 AI 与人工的图像后处理比较

在 64 例患者中,5 例患者 AI 冠状动脉重建失败,余 59 例患者重建图像合格,其中男性 36 例、女性 23 例,年龄(62.75±14.32)岁。

冠状动脉 AI 图像后处理耗时约 3 min,而人工图像后处理时间约为 20~30 min, AI 后处理耗时约为人工耗时的 10%,并且冠状动脉 AI 后处理的合格率为 92.2%(59/64)。如图 1 所示,冠状动脉 AI 图像后处理能够对各支血管进行自动命名。AI 后处理(图 1 中 D~F)与人工后处理(图 1 中 A~C)相比,冠状动脉图像分支更多、更长、管壁更光滑、细节小分支显示更全面;在冠状动脉拉直图像中,发现冠状动脉 AI 处理的图像(图 1 中 H)较人工处理图像(图 1 中 G)的血管更加清晰,并且

能够自动识别冠状动脉狭窄。此外,本研究还发现冠状动脉 AI 也能够自动识别植入的冠状动脉支架,这都暗示着冠状动脉 AI 在图像后处理中的应用价值。

虽然冠状动脉 AI 在图像后处理上表现优异,但本研究同时发现,冠状动脉 AI 图像后处理有不足之处。如表 1 所示,冠状动脉 AI 图像后处理的合格率为 92.2%(59/64),原始图像质量为 1 分及 2 分的病例共有 5 例, AI 后处理全部为不合格;而图像质量达到 3 分时, AI 图像后处理合格率达到 100%。AI 后处理图像(图 2 中 B)与人工后处理图像(图 2 中 A)相比, AI 分割遗漏导致右冠状动脉血管截断、命名错误,无法全面显示血管,其后处理失败的原因之一为钙化斑块周围伪影导致管腔被掩盖(图 2 中 C),而人工后处理可以通过工作站手动添加使截断血管“再生”。这也就体现出冠状动脉 AI 图像后处理严重依赖原始图像质量的弊端。

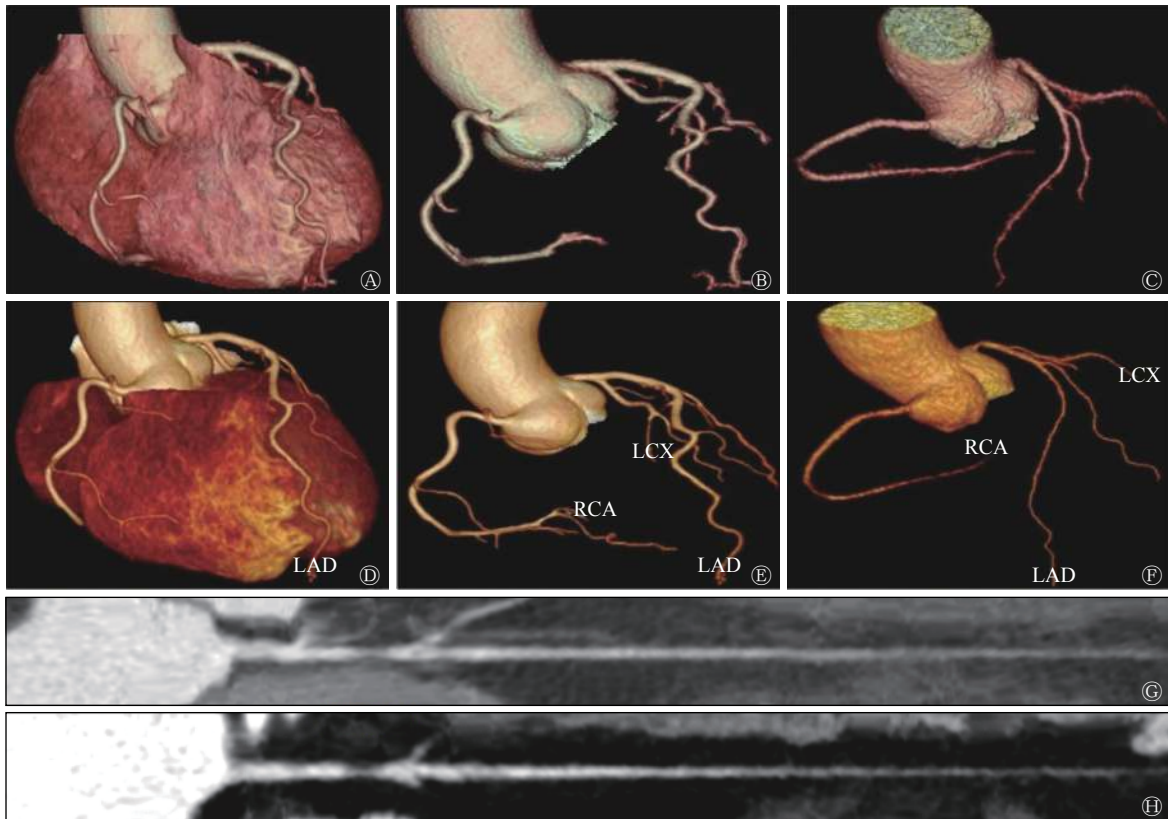


图 1 CT 增强扫描后冠状动脉 AI 与人工处理图像的对比 图中, A~C: 人工后处理的容积再现图; D~F: AI 后处理的容积再现图; G: 人工后处理的曲面重建图; H: AI 后处理的曲面重建图。CT: 计算机体层摄影术; AI: 人工智能; LAD: 左前降支; RCA: 右冠状动脉; LCX: 回旋支

Fig. 1 The comparison between artificial intelligence post-processing image and artificial post-processing image of coronary artery after CT enhanced scan

2.2 冠状动脉 AI 与人工的诊断报告比较

冠状动脉 AI 图像的诊断报告在图像重建后即可完成(<1 min), 而人工出具一份冠状动脉的诊断报告通常需要耗时 15 min 左右。与 AI 后处理一样, AI 在报告的诊断上同样高效。如表 2 所示, 冠状动脉 AI 斑块检出的灵敏度达 93.3%, 与人工报告的灵敏度(92.0%)相当。本研究中, 人工报告对斑块的检出不存在假阳性结果, 其特异度达 100%, 而冠状动脉 AI 对其检测的特异度为 93.8% (表 3)。3 支分支血管中, 冠状动脉 AI 对左前降支病变的特异度最低(88.0%)。

本研究结果发现, 合格的后处理图像并不代

表 1 64 例患者 CT 增强扫描后冠状动脉的原始图像质量评分及人工智能后处理的合格率

Table 1 The original image quality score of 64 patients and the corresponding qualified rate of coronary artificial intelligence post-processing after CT enhanced scan

项目	图像质量等级(分)				
	5	4	3	2	1
患者(例)	45	10	4	3	2
患者比例(%)	70.31	15.62	6.25	4.69	3.12
人工智能后处理的合格率(%)	100	100	100	0	0

注: 表中, CT: 计算机体层摄影术

表正确的 AI 诊断报告, 如图 3 中 A、B 所示, 虽然冠状动脉 AI 将心肌桥成功处理, 但是诊断报告并未提及。从图 3 中 C、D 发现, 冠状动脉 AI 将分布在左前降支较细管腔内的造影剂误报为钙化斑块, 其他的还有管壁毛糙造成的非钙化斑块的误报。

表 2 人工智能与人工对冠状动脉斑块检出的灵敏度

Table 2 Sensitivity of artificial intelligence and the artificial to detection of coronary plaque

斑块位置	人工			人工智能		
	真阳性(个)	假阴性(个)	灵敏度(%)	真阳性(个)	假阴性(个)	灵敏度(%)
左前降支	37	4	90.2	40	1	97.6
回旋支	11	1	91.7	11	1	91.7
右冠状动脉	21	1	95.4	19	3	86.4
总计	69	6	92.0	70	5	93.3

表 3 人工智能对冠状动脉斑块检出的特异度

Table 3 Specificity of artificial intelligence for detection of coronary plaque

斑块位置	真阴性(个)	假阳性(个)	特异度(%)
左前降支	22	3	88.0
回旋支	45	2	95.7
右冠状动脉	38	2	95.0
总计	105	7	93.8

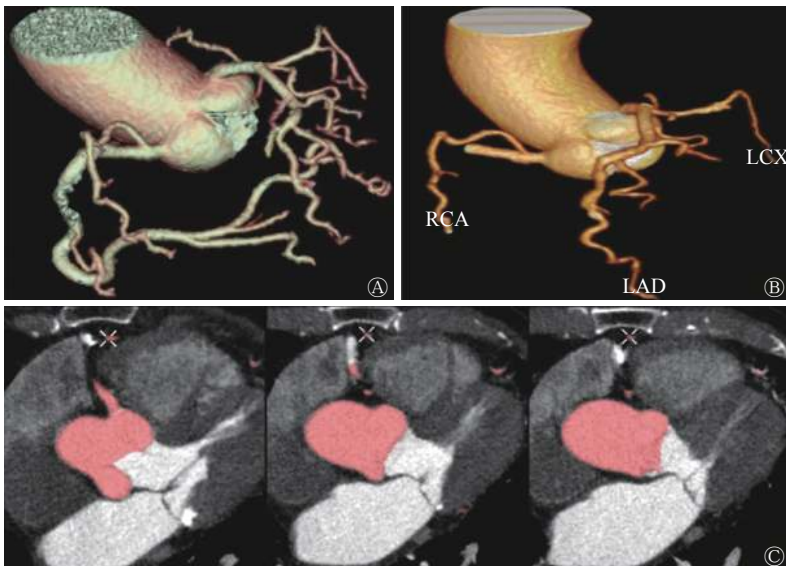


图 2 CT 增强扫描后冠状动脉 AI 处理的不合格图像与人工处理的合格图像的对比图中, A: 人工后处理容积再现图; B: AI 后处理容积再现图; C: AI 冠状动脉追踪错误的原始图像, AI 分割遗漏导致右冠状动脉血管截断、命名错误。CT: 计算机体层摄影术; AI: 人工智能; RCA: 右冠状动脉; LAD: 左前降支; LCX: 回旋支

Fig. 2 Comparison between the artificial intelligence unqualified post-processing image and the artificial qualified post-processing images of coronary artery after CT enhanced scan

3 讨论

通过对 64 例疑似冠心病患者的 CCTA 的研究发现: (1) 冠状动脉 AI 图像后处理的工作效率是人工的 10 倍左右, AI 后处理的冠状动脉分支更多、更长、管壁更光滑, 并且能够识别冠状动脉狭窄及冠状动脉支架, 后处理合格率为 92.2%。(2) 在诊断报告书写方面, 冠状动脉 AI 的工作效率是人工书写报告的 15 倍左右, 冠状动脉 AI 对斑块检出的灵敏度为 93.3%、特异度为 93.8%。

AI 技术的迅猛发展, 使其在医疗领域的运用已被开发, 并得以应用, 如疾病的诊断、治疗方案的制定、个性化医疗服务以及重症患者的监测和护理等。在国外梅奥诊

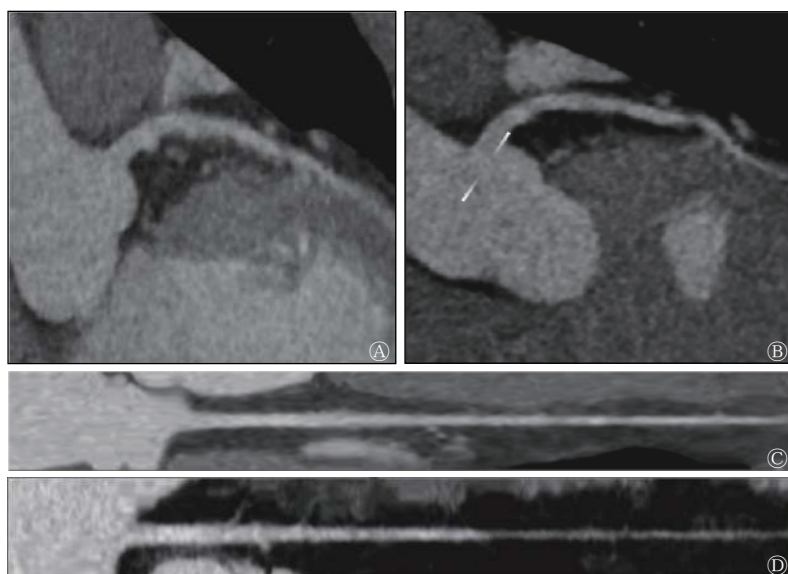


图3 CT增强扫描后冠状动脉心肌桥与钙化斑块的AI和人工后处理的图像对比 图中, A、B: 冠心病患者(男性, 37岁)冠状动脉的人工和AI后处理的左前降支心肌桥; C、D: 冠心病患者(男性, 56岁)冠状动脉的人工和AI后处理的左前降支曲面重建图像; 左前降支管壁未见明显钙化斑块(C); 冠状动脉AI提示左前降支管壁钙化斑块伴管腔轻度狭窄(D)。CT: 计算机断层摄影术; AI: 人工智能

Fig. 3 Comparison of artificial intelligence and artificial post-processing images of myocardial bridge and calcified plaque of coronary artery after enhanced CT scanning

所、麻省总医院等医疗机构都研发了各自的AI算法并应用于临床^[6]。在影像学方面, 斯坦福大学研究并创造了一种新的算法, 其检测特定部位肺炎的表现优于经验丰富的临床医师^[7]。本研究结果发现, 冠状动脉AI的影像诊断报告已经达到与人工报告相当的灵敏度, 并且能够发现人工报告中遗漏的微小钙化斑块。鉴于AI在放射学领域的出色表现, 一些专家认为AI的出现是一种威胁^[8], 因为与专家相比, AI基于统计学习指标的改进, 随着深度学习罕见病例, 其对个案的分析更具优势^[9-10]。

与国内外研究结果相比, 本研究的冠状动脉AI对斑块检出的灵敏度为93.3%、特异度为93.8%, 显著高于黄增发和王翔^[11]的研究结果(灵敏度为54.35%、特异度为81.73%), 其原因可能是我们的冠状动脉AI深度学习的熟练度更高、技术更加完善。虽然既往研究报道, 通过深度学习的冠状动脉AI计算出的钙化积分广泛得到专家的认可^[12-13], 但是本研究冠状动脉AI对斑块的检出仍存在遗漏(主要是部分不明显小钙化斑块的遗漏)。

本研究发现冠状动脉AI存在诸多不足之处: (1)图像重建方面。在纳入的64例患者中, 有5例的冠状动脉AI由于其伪影、分割遗漏导致血管

截断和命名错误, 我们认为造成这种结果的原因是原始图像质量较差(5例患者Likert评分为1~2分), 因此冠状动脉AI的图像重建较人工图像处理更加依赖高质量的原始图像, 较人工后处理应变能力差。(2)诊断报告方面。冠状动脉AI较人工报告更容易误报软斑及钙化斑块, 这是造成其特异度低的主要原因: ①当图像出现伪影时, AI将其误报非钙化斑块; ②当造影剂在较细管腔内分布不均时, AI将造影剂误认为钙化斑块。因此, 冠状动脉AI正确的后处理图像, 并不一定是正确的诊断报告。同时, 本研究也有一些不足之处: (1)本研究是一个单中心的研究, 病例集中为重庆及其周边地区的患者, 而冠状动脉AI的深度学习是建立在多中心的基

础上, 因此其诊断效能受到影响; (2)受限于冠状动脉AI在我院应用时间较短, 病例总数偏少, 后期随着冠状动脉AI在多中心的不断深入学习, 我们一定能够得到更加完善的数据。

综上所述, 虽然AI在CCTA乃至整个影像方面取得了令人震惊的成果, 其整体水平表现优异, 尤其是在SPECT心肌核素显像中的应用^[14-15], 但是AI在影像中的应用同样也有其弊端, 美国食品药品监督管理局仍将AI应用于辅助诊断归为2类(中危)设备, 而将AI应用于诊断报告归为3类(高危)设备^[16]。因此, 一份合格的影像报告不能仅仅依靠AI后处理及诊断, 从根本上需要依赖于影像医师的把控。我们认为AI技术并非我们影像医师的终结者, 而是我们诊断疾病的一个有效的利器。

利益冲突 本研究由署名作者按以下贡献声明独立开展, 不涉及任何利益冲突。

作者贡献声明 胡小丽负责数据的收集与分析、论文的撰写; 向守洪、胡荣慧负责诊断报告的书写; 周代全、陈俊源负责图像的采集及后处理; 薛雨负责数据的统计; 王政杰负责提供论文思路与修订。

参 考 文 献

[1] GBD 2017 Causes of Death Collaborators. Global, regional, and

- national age-sex-specific mortality for 282 causes of death in 195 countries and territories, 1980-2017: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2017[J]. *Lancet*, 2018, 392(10159): 1736-1788. DOI: [10.1016/S0140-6736\(18\)32203-7](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(18)32203-7).
- [2] 胡盛寿, 高润霖, 刘力生, 等. 《中国心血管病报告 2018》概要[J]. *中国循环杂志*, 2019, 34(3): 209-220. DOI: [10.3969/j.issn.1000-3614.2019.03.001](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-3614.2019.03.001).
Hu SS, Gao RL, Liu LS, et al. Summary of the 2018 Report on Cardiovascular Diseases in China[J]. *Chin Circ J*, 2019, 34(3): 209-220. DOI: [10.3969/j.issn.1000-3614.2019.03.001](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-3614.2019.03.001).
- [3] Sun ZH, Al Moudi M, Cao Y. CT angiography in the diagnosis of cardiovascular disease: a transformation in cardiovascular CT practice[J]. *Quant Imaging Med Surg*, 2014, 4(5): 376-396. DOI: [10.3978/j.issn.2223-4292.2014.10.02](https://doi.org/10.3978/j.issn.2223-4292.2014.10.02).
- [4] Kermany DS, Goldbaum M, Cai WJ, et al. Identifying Medical Diagnoses and Treatable Diseases by Image-Based Deep Learning[J]. *Cell*, 2018, 172(5): 1122-1131.e9. DOI: [10.1016/j.cell.2018.02.010](https://doi.org/10.1016/j.cell.2018.02.010).
- [5] Cury RC, Abbara S, Achenbach S, et al. CAD-RADS™ Coronary Artery Disease-Reporting and Data System. An expert consensus document of the Society of Cardiovascular Computed Tomography (SCCT), the American College of Radiology (ACR) and the North American Society for Cardiovascular Imaging (NASCI). Endorsed by the American College of Cardiology[J]. *J Cardiovasc Comput Tomogr*, 2016, 10(4): 269-281. DOI: [10.1016/j.jcct.2016.04.005](https://doi.org/10.1016/j.jcct.2016.04.005).
- [6] Bahl M, Barzilay R, Yedidia AB, et al. High-Risk Breast Lesions: A Machine Learning Model to Predict Pathologic Upgrade and Reduce Unnecessary Surgical Excision[J]. *Radiology*, 2018, 286(3): 810-818. DOI: [10.1148/radiol.2017170549](https://doi.org/10.1148/radiol.2017170549).
- [7] Rajpurkar P, Irvin J, Ball RL, et al. Deep learning for chest radiograph diagnosis: A retrospective comparison of the CheXNeXt algorithm to practicing radiologists[J/OL]. *PLoS Med*, 2018, 15(11): e1002686[2019-11-12]. <https://journals.plos.org/plosmedicine/article?id=10.1371/journal.pmed.1002686>. DOI: [10.1371/journal.pmed.1002686](https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1002686).
- [8] Obermeyer Z, Emanuel EJ. Predicting the Future- Big Data, Machine Learning, and Clinical Medicine[J]. *N Engl J Med*, 2016, 375(13): 1216-1219. DOI: [10.1056/NEJMp1606181](https://doi.org/10.1056/NEJMp1606181).
- [9] Chockley K, Emanuel E. The End of Radiology? Three Threats to the Future Practice of Radiology[J]. *J Am Coll Radiol*, 2016, 13(12): 1415-1420. DOI: [10.1016/j.jacr.2016.07.010](https://doi.org/10.1016/j.jacr.2016.07.010).
- [10] Jha S, Topol EJ. Adapting to Artificial Intelligence: Radiologists and Pathologists as Information Specialists[J]. *JAMA*, 2016, 316(22): 2353-2354. DOI: [10.1001/jama.2016.17438](https://doi.org/10.1001/jama.2016.17438).
- [11] 黄增发, 王翔. 人工智能冠状动脉 CT 血管成像在冠心病诊断中的应用[J]. *放射学实践*, 2018, 33(10): 1017-1021. DOI: [10.13609/j.cnki.1000-0313.2018.10.008](https://doi.org/10.13609/j.cnki.1000-0313.2018.10.008).
Huang ZF, Wang X. Artificial intelligence-based coronary computed tomography angiography in the evaluation of coronary artery disease[J]. *Radio Pract*, 2018, 33(10): 1017-1021. DOI: [10.13609/j.cnki.1000-0313.2018.10.008](https://doi.org/10.13609/j.cnki.1000-0313.2018.10.008).
- [12] Wolterink JM, Leiner T, de Vos BD, et al. Automatic coronary artery calcium scoring in cardiac CT angiography using paired convolutional neural networks[J]. *Med Image Anal*, 2016, 34: 123-136. DOI: [10.1016/j.media.2016.04.004](https://doi.org/10.1016/j.media.2016.04.004).
- [13] Lessmann N, van Ginneken B, Zreik M, et al. Automatic Calcium Scoring in Low-Dose Chest CT Using Deep Neural Networks With Dilated Convolutions[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2018, 37(2): 615-625. DOI: [10.1109/TMI.2017.2769839](https://doi.org/10.1109/TMI.2017.2769839).
- [14] Slomka PJ, Betancur J, Liang JX, et al. Rationale and design of the REgistry of Fast Myocardial Perfusion Imaging with NExt generation SPECT (REFINE SPECT)[J/OL]. *J Nucl Cardiol*, 2018[2019-11-12]. <https://link.springer.com/article/10.1007/s12350-018-1326-4>. DOI: [10.1007/s12350-018-1326-4](https://doi.org/10.1007/s12350-018-1326-4).
- [15] Betancur J, Hu LH, Commandeur F, et al. Deep Learning Analysis of Upright-Supine High-Efficiency SPECT Myocardial Perfusion Imaging for Prediction of Obstructive Coronary Artery Disease: A Multicenter Study[J]. *J Nucl Med*, 2019, 60(5): 664-670. DOI: [10.2967/jnumed.118.213538](https://doi.org/10.2967/jnumed.118.213538).
- [16] Dey D, Slomka PJ, Leeson P, et al. Artificial Intelligence in Cardiovascular Imaging: JACC State-of-the-Art Review[J]. *J Am Coll Cardiol*, 2019, 73(11): 1317-1335. DOI: [10.1016/j.jacc.2018.12.054](https://doi.org/10.1016/j.jacc.2018.12.054).

(收稿日期: 2019-11-13)