

· 人工智能与医学影像专题 ·

人工智能冠状动脉 CT 血管成像在冠心病诊断中的应用

黄增发, 王翔

【摘要】 目的:探讨人工智能(artificial intelligence, AI)冠状动脉 CT 血管成像(CCTA)在冠心病诊断中的应用价值。**方法:**选取本院 2018 年 3—8 月,临床疑诊为冠心病的患者 50 例,对所有患者常规行 CCTA 扫描,对上传至后处理 Sigovia 工作站的图像分别由两位高年资医生进行手动冠状动脉分析软件的图像处理、完成报告和由冠心病智能辅助诊断工作站的自动识别图像中的血管和病变并生成报告。评价 AI 在冠心病中的诊断价值。**结果:**冠心病诊断中,与常规高年资医生相比,AI 对冠心病诊断的阳性预测值为 80%,阴性预测值为 70%,敏感度为 80%,特异度为 70%。AI 对冠脉病变定位识别的敏感度和特异度分别为 73.91%,82.69%。AI 对冠脉病变斑块性质识别的敏感度和特异度分别为 54.35%,81.73%。在冠脉病变管腔狭窄程度的诊断中,AI 和高年资医生对冠脉狭窄的总检出率分别为 30.67%,32%,差异无统计学意义($P>0.05$),AI 对冠脉病变管腔狭窄程度识别的敏感度和特异度分别为 60.87%,80.77%。**结论:**与高年资医生相比,AI 辅助 CCTA 对冠心病的诊断具有一定的价值。

【关键词】 人工智能;冠状动脉 CT 血管成像;冠心病;诊断

【中图分类号】 R05; R814.42; R541.4; R543.3 **【文献标识码】** A

【文章编号】 1000-0313(2018)10-1017-05

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2018.10.008

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Artificial intelligence-based coronary computed tomography angiography in the evaluation of coronary artery disease HUANG Zeng-fa, WANG Xiang. Department of Radiology, the Central Hospital of Wuhan, Tongji Medical College, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430014, China

【Abstract】 Objective: To evaluate the clinical value of artificial intelligence (AI)-based coronary computed tomography angiography (CCTA) in the diagnosis of coronary artery disease (CAD). **Methods:** We selected 50 patients with suspected CAD from March to August 2018 in our hospital. After routinely scanning by CCTA, the images were uploaded to the post-processing sigovia workstation and processed by two senior doctors with manual coronary artery analysis software and finished the reports. Then, the AI diagnosis workstation of CAD automatically identified the coronary artery and lesions and generated reports. At last, the diagnostic value of AI in CAD was evaluated. **Results:** Compared with senior doctors, the positive predictive value, negative predictive value, sensitivity and specificity of AI for diagnosis of coronary heart disease were 80%, 70%, 80% and 70% respectively. The sensitivity and specificity of AI for detection of coronary lesions were 73.91% and 82.69% respectively. The sensitivity and specificity of AI for the identification of coronary atherosclerotic plaques were 54.35% and 81.73% respectively. The detection rates of AI and senior doctors for coronary stenosis were 30.67% and 32%, respectively. There was no significant difference between them ($P>0.05$). The sensitivity and specificity of AI for diagnosis the degree of coronary artery stenosis were 60.87% and 80.77% respectively. **Conclusion:** AI-based CCTA had certain value in the diagnosis of CAD compared with senior doctors.

【Key words】 Artificial intelligence; Coronary computed tomography angiography; Coronary artery disease; Diagnosis

作者单位: 430014 武汉, 华中科技大学同济医学院附属武汉中心医院影像科

作者简介: 黄增发(1987—), 男, 湖北武汉人, 博士, 住院医师, 主要从事心血管影像学研究工作。

通讯作者: 王翔, E-mail: wangxiang385@aliyun.com

基金项目: 湖北省自然科学基金面上项目(2013CFB376)

冠状动脉粥样硬化性心脏病,简称冠心病,是指冠状动脉粥样硬化使血管腔狭窄或闭塞,或(和)因冠状动脉功能改变(痉挛)导致心肌缺血缺氧或坏死而引起的心脏病。冠心病严重危害人类的健康,2018 年 5 月,国家心血管中心发布的《中国心血管病报告 2017》指出:近年来我国城乡冠心病的发病率和死亡率总体呈现上升态势,冠心病死亡率继续呈现快速上升趋势,农村地区冠心病的死亡率和发病率已高于城市地区。因此,对冠心病患者尽早做出诊断,并采取科学的有效治疗措施,具有非常重要的现实意义。目前,诊断冠心病的金标准是冠状动脉造影,但是此种方法属于有创检查,且价格较贵,并且会存在并发症等问题,不适合常规体检,而且在基层医院推广相对困难^[1]。相比之下,冠状动脉 CT 血管成像(coronary computed tomography angiography, CCTA)的诊断方法安全可靠无创,不但能准确观察病变管腔狭窄的程度,还能对斑块性质进行准确评估,已在临床广泛应用^[2]。然而, CCTA 诊断冠心病依赖于医生对扫描图像的后处理,需要大量的医疗资源和人力资源的支持。近年来,大数据和人工智能等前沿技术在逐渐应用到医疗领域^[3],而随着深度学习的兴起,医疗辅助诊断领域也开始与这门技术结合,将人工智能应用于 CCTA 冠心病诊断中,对于缓解医疗资源紧张具有重大现实意义。

材料与方法

1. 一般资料

选取本院 2018 年 3—8 月临床疑似冠心病患者 50 例,其中男 21 例,女 29 例,年龄 33~76 岁,平均(58.3±8.9)岁,平均 BMI 为(23.9±2.9) kg/m²(表 1)。纳入标准:患者均为自由心率,心律变异相≤5 次/分;排除标准:严重心律不齐,检查时不能配合者,碘剂过敏患者。

表 1 AI 与医生对患者冠心病总体诊断结果的比较

AI	医生		总计
	病变	无病变	
病变	24	6	30
无病变	6	14	20
总计	30	20	

注: χ^2 值=0.091, $P=0.763$ 。

2. 检查方法

向患者介绍及解释冠状动脉 CTA 检查的过程,缓解患者压力,询问碘过敏史,并行对比剂过敏皮试,研究对象右侧肘前静脉预埋 18 号留置针,预推 10~20 mL 生理盐水保证置管通畅。让患者平卧于双源 CT(Somatom Definition, Germany, Siemens)检查床,留置针接通双筒高压注射器(MALLINCKRODT, USA),再次预推 10~20 mL 生理盐水保证通畅,并告

知研究对象推药过程中一过性发热等情况,对其进行严格的屏气呼吸训练,患者双侧锁骨上及肋弓下粘贴电极,正确连接到心电监护仪检测心率,观察到稳定的心电图后,定位,准备开始扫描。先行定位相扫描确定扫描范围(气管隆突下至心脏膈面),再行增强扫描,选用非离子型对比剂碘(370 mg I/mL, Bayer Schering Pharma, Germany)60~70 mL,生理盐水 30 mL,流率 5.0~5.5 mL/s;选用对比剂示踪法选择主动脉根部感兴趣区(ROI)监测 CT 值(触发扫描 CT 值设为 100 HU),延迟 8 s,采用回顾性心电门控法进行扫描,扫描参数:管电压 100 kV,管电流 280 mAs,层厚 0.75 cm,总扫描时间约 4.0 s。

3. 图像处理和分析

对最佳收缩期、舒张期获取的图像结果与数据,上传至 Sigovia 工作站,借助冠状动脉分析软件对图像进行处理,包括最大密度投影、曲面重建和容积再现,以显示冠状动脉各节段,分析有无斑块及狭窄,由冠心病智能辅助诊断工作站(已经过>2000 例高质量 CCTA 的数据训练学习)从 Sigovia 工作站中调取图像信息,自动识别 CCTA 图像中的血管和病变生成报告,根据标准投照角度自动排版出片(图 1)。参照美国心脏病协会关于冠心病分段法标准判断右冠状动脉(RCA)、左前降支(LAD)和回旋支(LCX)是否存在狭窄、狭窄部位、狭窄程度以及斑块性质(钙化斑块、非钙化斑块和混合斑块)。管腔狭窄的计算参照 Austen 等^[4]的研究,以邻近狭窄处正常冠状动脉内径为参照。狭窄程度的判断分级按照 CAD-RADS 的参考^[5]分无狭窄、轻微狭窄(0%~25%)、轻度狭窄(25%~50%)、中度狭窄(50%~75%)、重度狭窄(>75%)和闭塞。所有图像由 1 名>5 年 CCTA 工作经验的主治医师来分析评价,并由 1 名>10 年 CCTA 工作经验的副主任医师进行分析审核。

4. 统计学分析

研究采用 SPSS 18.0 统计软件包对数据进行统计学分析,计数资料率用%表示,采用配对 χ^2 检验(McNemar's test)比较两组间的差异,计量资料用 $\bar{x} \pm s$ 表示。 $P<0.05$ 为差异有统计学意义。

结 果

1. AI 冠脉图像后处理和冠心病诊断的评价

基于 AI 的 CCTA 的图像能清晰的显示患者冠脉主干及主要分支血管,高年资医生平均后处理时间约 6 min, AI 后处理图像所需时间平均约 10 s(图 2、3)。在冠心病的诊断中,与常规高年资医生相比, AI 对冠心病诊断的阳性预测值为 80%(24/30),阴性预测值为 70%(14/20),敏感度为 80%(24/30),特异度为

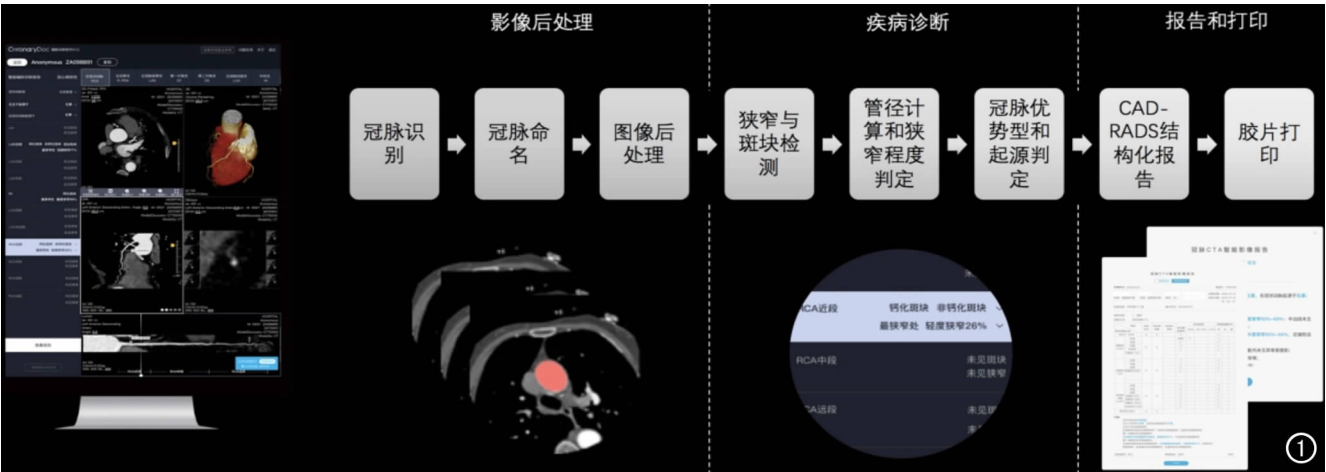


图 1 冠心病智能辅助诊断工作站 CCTA 后处理流程图

70% (14/20)。两者对冠心病总体诊断的差异无统计学意义 (表 2)。

2. AI 冠脉病变定位的评价

在冠脉病变定位的诊断中,与高年资医生相比, AI 对冠脉病变定位的识别总体阳性预测值,阴性预测值,敏感度和特异度分别为 65.38% (34/52), 87.76% (86/98), 73.91% (34/46), 82.69% (86/104)。AI 对冠脉病变 3 大支中病变定位的识别敏感度和特异度分别为 69.23% (9/13) 和 81.08% (30/37); 75% (18/24) 和 80.77% (21/26); 77.78% (7/9) 和 85.37% (35/41)。两者对冠心病患者冠脉定位诊断的差异无统计学意义 (表 2)。

3. AI 冠脉斑块性质的评价

对于冠脉病变斑块性质的诊断,相比高年资医生,

AI 对冠脉病变斑块性质的识别总体阳性预测值,阴性预测值,敏感度和特异度分别为 56.82% (25/44), 80.19% (85/106), 54.35% (25/46), 81.73% (85/104)。

4. AI 冠脉管腔狭窄程度的评价

在冠脉病变管腔狭窄程度的诊断中, AI 和高年资医生对冠脉狭窄的总检出率分别为 30.67%、32%; 二者对 3 大支 (RCA、LAD、LCX) 的检出率分别为 26%、48%、18%; 30%、44%、22%, 两者间差异均无统计学意义 (表 3)。与高年资医生相比, AI 对冠脉病变管腔狭窄程度识别的总体阳性预测值,阴性预测值,敏感度和特异度分别为 58.33% (28/48), 82.35% (84/102), 60.87% (28/46) 和 80.77% (84/104)。

表 2 AI 与医生对主要冠脉病变定位诊断结果的比较

AI	RCA			LAD			LCX		
	医生		总计	医生		总计	医生		总计
	病变	无病变		病变	无病变		病变	无病变	
病变	9	7	30	18	5	23	7	6	13
无病变	4	30	20	6	21	27	2	35	37
总计	30	20	—	24	26	—	9	41	—
χ^2 值	0.437			0.04			0.932		
P	0.509			0.841			0.334		

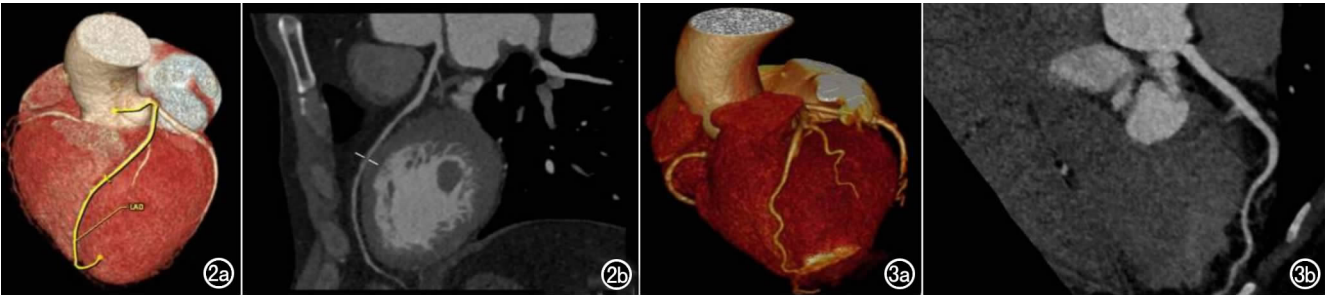


图 2 Sigovia 工作站冠脉软件后处理图。a) 冠脉 VR 图;b) LAD。图 3 相同患者 AI 自动识别和分割后处理图。a) 冠脉 VR 图;b) LAD。

表 3 AI 与医生对各冠脉狭窄检出率

狭窄	总狭窄	RCA	LAD	LCX
AI	30.67%	26%	48%	18%
医生	32%	30%	44%	22%
P 值	0.871	0.774	0.791	0.774

讨 论

心血管疾病是近年来威胁大众生命健康的主要疾病之一,在中老年人群中发病率极高,目前有年轻化的趋势,由于冠心病的发病原因主要表现为冠状动脉的狭窄,所以及早的发现狭窄,精准的定位,以及对斑块性质的准确判断是临床医师为患者给予针对性治疗的前提。双源 CCTA 图像的真实性较高,不断可以清晰地反应冠脉血管数量和分段解剖结构,而且能提供较清晰的血管和组织的对比度,诊断精确性较高^[6]。

随着医疗影像数据的不断增长、计算机硬件计算能力的提高、神经网络算法的进一步革新以及影像工作量的剧增驱动了人工智能在影像诊断领域的应用。目前,基于深度学习的 AI 的医学影像的研究应用呈不断增长趋势,涉及 X 线、CT、MRI、超声、PET 和病理等多种医疗影像,AI 辅助诊断所涉及的疾病种类也逐渐扩大^[7-12]。AI 在冠心病影像领域的研究也逐渐增多^[10-12]。Arsanjani 等^[10]通过研究机器学习方法从 SPECT 心肌灌注图像中提取特征,对疑似冠心病患者的血运重建进行预测,其敏感度和特异度分别为 73.6%和 74.7%。Motwani 等^[11]通过机器学习方法预测疑似冠心病 5 年全因死亡情况的准确性明显高于临床或者单独 CCTA 预测指标。一项超声影像的多中心临床研究表明超声心动图图像的全自动分析能快速和重复的评估左心室射血分数和纵向应变^[12]。

我国在冠心病识别模型、多参数智能诊断的研究较早^[13-15],近年来基于机器学习的神经网络的算法和硬件支持的快速发展,使得智能诊断进一步兴起。本研究的方法是基于卷积神经网络,与其他图像分类算法相比的主要优点是使用非常少的预处理^[16]。在图像分割中使用的是基于区域配准的算法,通常在肺结节和肿瘤领域应用的是基于特征配准的方法,需要检测匹配不同特征,如边缘、点、曲面等,由于冠状动脉的连续性,需要识别连续区域,因此应用了基于区域配准的算法^[16]。本研究经过 AI 自动识别 50 例 CCTA 图像并得到后处理的图像,能较好的显示冠脉主干及各分支血管,并能较准确的显示病变部位,而且能明显减少医生后处理时间。研究表明基于 AI 的 CCTA 诊断冠心病的敏感度为 80%,特异度为 70%。Kang 等^[17]基于深度学习的算法,在 CCTA 图像上诊断冠心病患者冠脉阻塞性病变和非阻塞性病变的敏感性和特

异性分别为 93%,95%。我们的研究与 Kang 的差别的原因可能是本研究的 AI 训练程度还不够高。Takx 等^[18]的研究表明与标准方法相比,应用基于机器学习的监督分类自动评估钙化积分有较好的可靠性和一致性。AI 与医生对各冠脉狭窄检出率的差别,分析可能原因是 AI 深度学习的数据来自多家医院的多个医师处理的数据,而我们挑选的医师与 AI 学习的数据库仍有不同,后期需要进一步增大 AI 学习数据库,并进行多中心的不同医师的验证。目前基于 AI 的冠心病的研究已从结构评价向功能及预后评估的研究发展^[19,20],并且已经取得了一定效果。本研究后续的基于 AI 的心功能分析,冠脉血流储备分数(FFR)分析,管腔内密度衰减梯度(TAG)以及校正的管腔内对比度衰减梯度(CCO)分析正在进一步研究中,随着训练集不断扩大,学习病例质量的不断提高,以及多中心的开展,相信基于 AI 的 CCTA 冠心病结构和功能的诊断效能会得到进一步提升。

本研究显示 AI 诊断冠心病的敏感度和特异度低于报道的 AI 肺结节筛查及肿瘤诊断价值,其一可能由于 AI 训练集的数据来自多个中心的不同设备的数据。本研究结果的验证集主要来自我院 50 个患者的数据,训练和验证的数据量还不够大;其次,多中心的数据学习,单中心的验证也会产生一定的偏差。

本研究样本量尚较小,尚需要进一步进行前瞻性、大样本量、多中心的随机对照临床研究,对此系统进行更深入的系统验证和优化,以评估其临床应用价值。

参考文献:

- [1] Kalisz K, Halliburton S, Abbara S, et al. Update on cardiovascular applications of multienergy CT [J]. Radiographics, 2017, 37(7): 1955-1974.
- [2] Douglas PS, Hoffmann U, Patel MR, et al. Outcomes of anatomical versus functional testing for coronary artery disease [J]. N Engl J Med, 2015, 372(14): 1291-1300.
- [3] Diprose W, Buist N. Artificial intelligence in medicine: humans need not apply? [J]. N Z Med J, 2016, 129(1434): 73-76.
- [4] Austen WG, Edwards JE, Frye RL, et al. A reporting system on patients evaluated for coronary artery disease. Report of the Ad Hoc Committee for Grading of Coronary Artery Disease, Council on Cardiovascular Surgery, American Heart Association [J]. Circulation, 1975, 51(4 Suppl): 5-40.
- [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 (SC-CT), the American college of radiology (ACR) and the north American society for cardiovascular imaging (NASCI) [J]. Endorsed by the American College of Cardiology. JACR, 2016, 13(12 Pt A): 1458-1466.
- [6] 马俊锋, 狄海庭, 郑永宏. 双源 CT 冠状动脉血管成像在冠心病诊断中的临床应用价值 [J]. 中国血液流变学杂志, 2017, 27(4): 469-

471.

[7]

Cicero M, Bilbily A, Colak E, et al. Training and validating a deep convolutional neural network for computer-aided detection and classification of abnormalities on frontal chest radiographs[J]. Invest Radiol, 2017, 52(5):281-287.

[8]

Setio AA, Ciompi F, Litjens G, et al. Pulmonary nodule detection in CT images: false positive reduction using multi-view convolutional networks[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2016, 35(5):1160-1169.

[9]

Havaei M, Davy A, Warde-Farley D, et al. Brain tumor segmentation with deep neural networks[J]. Med Image Anal, 2017, 35:18-31.

[10]

Arsanjani R, Dey D, Khachatryan T, et al. Prediction of revascularization after myocardial perfusion SPECT by machine learning in a large population[J]. J Nucl Cardiol, 2015, 22(5):877-884.

[11]

Motwani M, Dey D, Berman DS, et al. Machine learning for prediction of all-cause mortality in patients with suspected coronary artery disease: a 5-year multicentre prospective registry analysis [J]. Eur Heart J, 2017, 38(7):500-507.

[12]

Knackstedt C, Bekkers SC, Schummers G, et al. Fully automated versus standard tracking of left ventricular ejection fraction and longitudinal strain: the FAST-EFs multicenter study [J]. J Am Coll Cardiol, 2015, 66(13):1456-1466.

[13]

叶学松. 基于人工神经网络及心音小波分析的冠心病诊断方法的研究[J]. 浙江大学学报(自然科学版), 1999, 33(2):123-128.

[14]

徐冠, 夏克文, 徐乃勋. 基于神经网络的冠心病智能诊断系统[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(35):197-199.

[15]

姜燕, 李亢. 人工神经网络在冠心病中的仿真研究[J]. 计算机仿真, 2011, 28(6):243-246.

[16]

Massalha S, Clarkin O, Thornhill R, et al. Decision support tools, systems, and artificial intelligence in cardiac imaging [J]. Can J Cardiol, 2018, 34(7):827-838.

[17]

Kang D, Dey D, Slomka PJ, et al. Structured learning algorithm for detection of nonobstructive and obstructive coronary plaque lesions from computed tomography angiography [J]. J Med Imaging (Bellingham), 2015, 2(1):014003.

[18]

Takx RA, de Jong PA, Leiner T, et al. Automated coronary artery calcification scoring in non-gated chest CT: agreement and reliability [J]. PLoS One, 2014, 9(3):e91239.

[19]

Dey D, Gaur S, Ovrehus KA, et al. Integrated prediction of lesion-specific ischaemia from quantitative coronary CT angiography using machine learning: a multicentre study [J]. Eur Radiol, 2018, 28(6):2655-2664.

[20]

Frizzell JD, Liang L, Schulte PJ, et al. Prediction of 30-day all-cause readmissions in patients hospitalized for heart failure: comparison of machine learning and other statistical approaches [J]. JAMA Cardiol, 2017, 2(2):204-209.

(收稿日期:2018-09-20)

下期要目

气管支气管少见原发肿瘤的影像分析	以急性化脓性甲状腺炎首诊的先天性梨状窝瘘影像学表现
儿童球形肺炎的 CT 诊断	DWI 对小胰腺癌(1A 期)和小肿块型局灶性胰腺炎的鉴别
成人孤立性左室心肌致密化不全的少见 MR 表现	诊断
不同重建层厚对定量 CT 椎体骨密度测量值的影响	胎儿颌面颈部淋巴管畸形与梨状窝瘘 MRI 特征
阴道斜隔综合征的 MRI 诊断	腰骶丛 DTI 在慢性炎性脱髓鞘性多发性神经根神经病
心肌炎 CMRI 左心室功能参数分析及与 LGE	患者中的价值
相关性研究	双重病理所致颞叶癫痫边缘系统 MRI 影像学改变