



[DOI]10.3969/j.issn.1001-9057.2025.11.025

http://www.lcnkzz.com/CN/10.3969/j.issn.1001-9057.2025.11.025

影像组学联合机器学习在冠状动脉粥样硬化性心脏病中的应用进展

詹纬生 杨颖

[摘要] 冠状动脉(简称冠脉)疾病是导致全球人类死亡的主要原因之一。因此,早期精准的诊断是改善冠脉疾病预后的关键。非侵入性成像是临床诊断冠脉疾病的主要手段,目前对心脏计算机断层扫描(CT)图像的解释主要取决于观察者的主观判断和定性分析。在大数据和精准医学概念的指导下,人工智能技术在医学成像领域快速发展。可是影像组学联合机器学习(ML)在心血管成像方面的临床应用已经落后于肿瘤学等其他领域。本文详细地描述了影像组学及 ML 的概念及大致运行过程,并着重讨论了基于 ML 的影像组学方法对冠脉疾病的早期诊断、临床治疗和预后效果。通过对相关文献的归纳,我们发现了影像组学联合 ML 这一模型在疾病识别、预测及指导等方面都具有潜在价值和优势,但也有一定的局限性。本文希望能够为标准诊疗流程的制定提供一定的参考,使影像组学联合 ML 模式更好地服务于冠脉疾病。

[关键词] 冠状动脉疾病; 机器学习; 影像组学; 心脏计算机断层扫描; 动脉粥样硬化

[中图分类号] R541.4

[文献标识码] A

随着人们健康意识的提高,冠状动脉(简称冠脉)不良事件的发生率也在降低。但冠脉疾病仍威胁着全人类的安全^[1]。心脏计算机断层扫描(CT)技术和设备不断发展,它们对冠脉狭窄以及斑块等指标的评估已更精细^[2]。可当前的心脏成像技术仍依赖于观察者所确立的定性评估^[3]。近年来,大数据的发展和计算能力的实用性推动了机器学习(ML)、影像组学等技术在医学成像领域的进步。尽管心血管疾病在这些领域的应用较晚,但现有的研究证明了基于 ML 的心血管图像对诊断冠脉疾病有巨大的增量价值,其诊疗精度和发展趋势都是积极的。接下来,本文将对算法、ML 和影像组学等基本概念进行系统地叙述,并基于现有文献资料,结合相关实验,对影像组学联合 ML 在冠脉疾病中的应用进行探讨。

一、影像组学的流程

影像组学是一种快速发展的新型技术,其流程包括图像采集、预处理、图像分割和特征提取^[4,5]。影像特征分为四类:一阶、高阶、基于形状和基于变换。一阶参数仅能描述所选区域内亨氏单位(HU)值的分布,无法表达空间结构及立体信息。而高阶特征可以通过对空间体素分布的分析来描述所选区域的纹理和异质性。基于形状的参数主要用于描述几何的复杂性,包括表面、体积、紧凑性或分形维度,这些使我们可以对空间的复杂性进行定量评估。基于变换的参数可以将获取的影像信息从空间域转换为频域,然后我们就能进一步分析终端数据^[5,6]。

二、ML 的概述

ML 广义的定义是系统从大型数据集里提取模式来自获取知识的过程^[7]。它以数学和计算机科学为基础,提出了更新颖的算法,来构建预测数据驱动的模式^[8]。ML 的类型主要分为监督学习和无监督学习。监督学习的方法是要提供数据及算法要学习的相应标签。而无监督学习旨在通过分析没有标签的数据来发现隐藏的模式^[7,9]。相对而言,监督式 ML 有着更广泛的适用性,心电图的自动解释、胸部 X 射线自动检测肺结节等,都是医学中常见的监督学习。接下来,将介绍一些常用的 ML 算法。首先是决策树,它是最简单的基于树的 ML 模型。其构造了一个类似于树的结构,该结构通过创建合适的“拆分”,以分配到给定输入特征向量的标签。人工神经网络(ANN)是另一种经典算法,它是由相互连接的“节点”组成,这些“节点”类似于生物的神经元,也能完成输入、信息的处理以及输出的作用。ANN 是深度学习的基础,当有大量数据可用时,它就是最好的选择^[9]。此外还有支持向量机、聚类以及卷积神经网络等算法也都被广泛应用。

三、基于 ML 的影像组学在冠脉疾病中的应用

影像组学是一种对提取的断层扫描图像进行精细表型分析的技术。简而言之,这项技术就是将图像转化为数据^[5]。实验人员在提取影像图片时,会对患者进行全身状况的评估。只有当其一般情况能耐受相关检查以及生成的图片成像清晰、干扰画面少时,才能进入下一步的转化。此外相关研究表明,影像特征对采集参数设置、重建算法及图像处理等技术因素十分敏感。而服药史、烟酒史等因素对影像数据反而不会造成

作者单位:637000 四川南充,川北医学院附属医院心内科

通讯作者:杨颖,E-mail:185825471752@163.com

太大的干扰^[10-11]。ML 能够客观地对收集到的大量影像数据进行更进一步的处理,构造出适宜的诊疗模型^[5,12]。

1. 冠脉疾病的识别

临床上,观察者常使用冠脉血管 CT 造影(CCTA)来对冠脉的情况进行一个定量的评估^[13]。CCTA 对高危斑块、官腔狭窄等特征的识别适用于后期形成的粥样斑块,但对早期炎症、斑块结构和管腔微环境等情况的分析,具有一定的局限性^[4,14]。因此研究者使用新的成像生物标志物,即血管周围脂肪衰减指数(FAI)来协助诊治。它是用来捕捉血管周围脂肪组织(PVAT)的 CT 衰减变化,而 PVAT 对血管稳态的调节起着至关重要的作用,与血管壁之间也有种恒定的双向关系^[15]。FAI 在一定程度上能够区分冠心病(CAD)的三个不同阶段。但在临床工作中需要对冠脉疾病做出更加快速而精准地识别。所以,我们尝试运用 FAI 的影像组学去捕捉更深入的信息,比如,脂肪组织纤维化和微血管重塑^[16-17]。Lin 等^[18]对匹配良好的急性心肌梗死(ACS)、稳定性 CAD 及无冠脉疾病患者的冠脉 CT 图像进行影像特征提取。然后与传统的 FAI 模型相比后发现,使用影像组学-ML 模型在识别 ACS 患者方面更有优势。国内研究人员也用相似的方法证明了基于 CCTA 的冠脉周围脂肪组织的影像组学表型在区分急性心肌梗死和不稳定性心绞痛方面优于传统的 FAI 模型^[16]。

2. 冠脉疾病的预测

在强调精准医疗的大环境下,临床医生对于冠脉疾病的风险评估就显得尤为重要。冠脉钙化(CAC)会导致血管顺应性降低、血管舒缩反应异常和心肌灌注受损,它是未来心脏事件的既定预测因子^[19]。对于 CAC 的无创评估,冠脉 CT 有着一定的敏感度和特异度^[20]。在临床上,CCTA 重点识别的是可能致使冠脉管腔明显狭窄的病变。但这会受到主观性和斑块特异性的影响。而 ML 算法识别阻塞性病变准确性已被证明^[5]。Oikonomou 等^[21]通过使用 ML 驱动的新成像生物标志物,进一

步证明了脂肪影像学特征提供了比高危斑块和冠脉钙化更高的不良事件预测价值。我国最新的一项回顾性研究中,将 ACS 与无心脏事件患者进行匹配,然后随访 3 年,提取影像学及常规特征,对比得出了基于影像组学的综合评分在预测未来 3 年内发生 ACS 方面优于斑块评分的结论^[22]。

3. 急性心肌梗死的预后

致残、复发心梗甚至死亡都是急性冠脉疾病后的常见事件。因此,对其预后及进展的评估就显得尤为重要。通过对心肌梗死患者 ≥ 3 年的随访和对其 16 个冠脉节段的分析对比发现,基于 ML 的算法创建的风险评分比传统的 CCTA 综合风险评分具有更高的预后准确性^[23]。此外,将 ACS 患者非致病灶和匹配的稳定性 CAD 病变进行对比,发现致病灶周围的冠脉周围脂肪组织 CT 衰减增加。从而证实了结合定量高风险斑块特征和 PVAT 的 CT 衰减能更可靠地识别易损斑块,对 ACS 后续进展的评估有重要意义^[24]。在查阅了大量相关文献后,发现国内仅有一篇博士学位论文尝试对急性心肌梗死不良预后的新型血浆及影像组学标志物进行研究,试图找到评估预后的新指标。但目前尚未查询到国内有公开发表的相关文章。

四、局限性

目前影像组学-ML 模式在心血管的研究领域已落后于肿瘤学,尚属于起步阶段^[25],此模式距离指导临床决策还有较长的一段路要走。在谈论 ML 的临床应用时,仍然存在一些现实的问题。最需要担心的是影像组学或 ML 能否适应复杂的日常临床工作及变化。此外,正如前文所提到的,因为影像特征对于采集参数设置等因素较为敏感,而各个研究者均使用的是各自研究单位的扫描仪器及设置。因此,无法解决不同制造商以及参数设置对影像特征稳定性的影响^[4,11]。此外,因为数据的分析是需要以量的积累为基础,所以存在所感兴趣的疾病在队列中患病率低,导致阶级失衡,从而无法达到模型建立所需的基

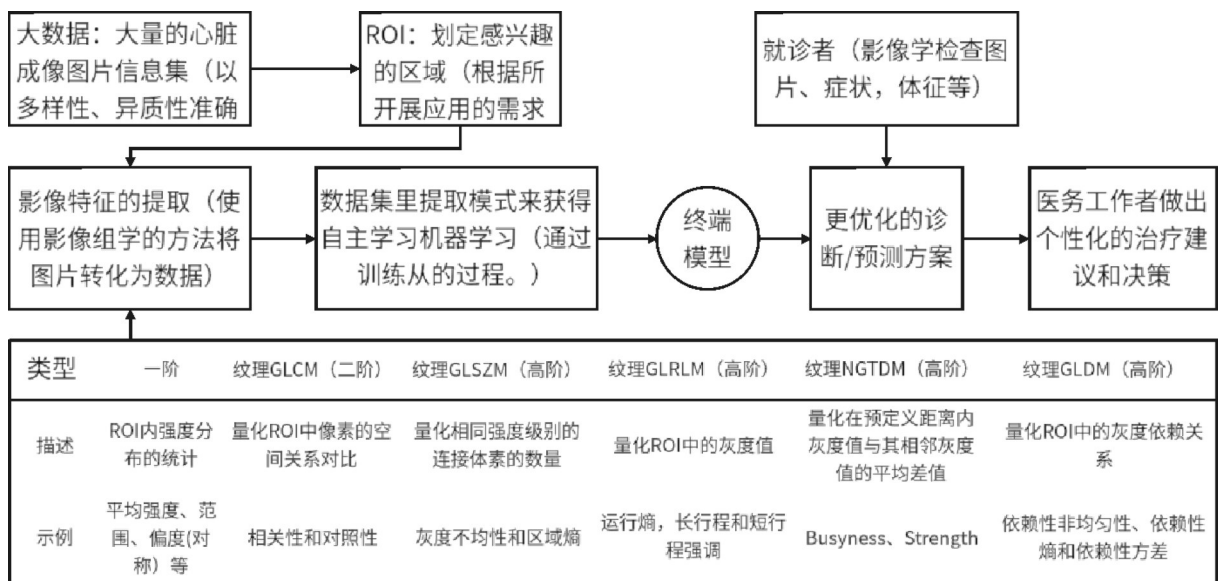


图1 利用影像组学联合 ML 的方法制定诊疗计划(注:ROI:感兴趣区域;GLCM:灰度共生矩阵;GLSZM:灰度区域大小矩阵;GLRLM:灰度游程矩阵;NGTDM:邻域灰度差矩阵;GLDM:灰度依赖矩阵;Busyness:繁忙度;Strength:强度)

线。最后,当具有大量参数的模型可以记忆参数时,就会发生过拟合。因为这时的模型在函数近似方面就会不平衡。反之,当模型关于简单,就会出现欠拟合^[10]。

五、展望和总结

影像组学的研究离不开 ML,把两者相结合应用于临床也是现代医学的趋势^[26]。目前相关研究最核心的问题是如何将影像组学-ML 模型高效、规范地应用到实际临床工作中。现在,无论是国内还是国外的学者都将重心放在开发更优越的冠脉斑块自动分割软件上,希望在 CAD 患者中检测出更多与心脏不良事件相关的新型成像生物标志物^[27]。随着早期筛查及精准治疗被越来越重视,目前研究的另一个趋势是希望借助计算技术的快速发展去探索致病斑块和非致病斑块间影像表型的差异,以检测出易感患者。本综述想传达的是随着越来越多的研究员致力于相关领域的研究,更多的实验被论证,其运用到临床的过程就会变得更顺利。本文也通过借阅大量文献,总结其他相关文章对人工智能在临床工作的运作后,将其中一些简洁、可行的方案进行提炼,尝试建立了一套可用于临床实践的诊疗计划(图 1)。希望对冠心病的智能化诊治起到一定的参考价值。

尽管这条科研之路仍面临着一些挑战,但理应相信影像组学过程的标准化和 ML 的发展会帮助医生做出更精准的诊疗决策^[28]。

参 考 文 献

[1] Timmis A, Vardas P, Townsend N, et al. European Society of Cardiology: cardiovascular disease statistics 2021 [J]. *Eur Heart J*, 2022, 43(8):716-799.

[2] Nicol ED, Norgaard BL, Blanke P, et al. The Future of Cardiovascular Computed Tomography: Advanced Analytics and Clinical Insights [J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2019, 12(6):1058-1072.

[3] Kolossvary M, Kellermayer M, Merkely B, et al. Cardiac Computed Tomography Radiomics: A Comprehensive Review on Radiomic Techniques [J]. *J Thorac Imaging*, 2018, 33(1):26-34.

[4] Oikonomou EK, Siddique M, Antoniades C. Artificial intelligence in medical imaging: A radiomic guide to precision phenotyping of cardiovascular disease [J]. *Cardiovasc Res*, 2020, 116(13):2040-2054.

[5] Murgia A, Balestrieri A, Crivelli P, et al. Cardiac computed tomography radiomics: an emerging tool for the non-invasive assessment of coronary atherosclerosis [J]. *Cardiovasc Diagn Ther*, 2020, 10(6):2005-2017.

[6] Kolossvary M, De Cecco CN, Feuchtner G, et al. Advanced atherosclerosis imaging by CT: Radiomics, machine learning and deep learning [J]. *J Cardiovasc Comput Tomogr*, 2019, 13(5):274-280.

[7] Handelman GS, Kok HK, Chandra RV, et al. eDoctor: machine learning and the future of medicine [J]. *J Intern Med*, 2018, 284(6):603-619.

[8] Al' Aref SJ, Anchouche K, Singh G, et al. Clinical applications of machine learning in cardiovascular disease and its relevance to cardiac imaging [J]. *Eur Heart J*, 2019, 40(24):1975-1986.

[9] Mathur P, Srivastava S, Xu X, et al. Artificial Intelligence, Machine Learning, and Cardiovascular Disease [J]. *Clin Med Insights Cardiol*, 2020, 14:1179546820927404.

[10] Mayerhoefer ME, Materka A, Langs G, et al. Introduction to Radiomics [J]. *J Nucl Med*, 2020, 61(4):488-495.

[11] Yip S, Aerts HJ. Applications and limitations of radiomics [J]. *Phys*

Med Biol, 2016, 61(13):R150-R166.

[12] Juarez-Orozco LE, Knol R, Sanchez-Catasus CA, et al. Machine learning in the integration of simple variables for identifying patients with myocardial ischemia [J]. *J Nucl Cardiol*, 2020, 27(1):147-155.

[13] Oikonomou EK, West HW, Antoniades C. Cardiac Computed Tomography: Assessment of Coronary Inflammation and Other Plaque Features [J]. *Arterioscler Thromb Vasc Biol*, 2019, 39(11):2207-2219.

[14] Ferencik M, Hoffmann U. High-Risk Coronary Plaque on Computed Tomography Angiography: Time to Recognize a New Imaging Risk Factor [J]. *Circ Cardiovasc Imaging*, 2018, 11(1):e007288.

[15] Momiyama Y, Adachi H, Fairweather D, et al. Inflammation, Atherosclerosis and Coronary Artery Disease [J]. *Clin Med Insights Cardiol*, 2014, 8(Suppl 3):67-70.

[16] Si N, Shi K, Li N, et al. Identification of patients with acute myocardial infarction based on coronary CT angiography: the value of pericoronary adipose tissue radiomics [J]. *Eur Radiol*, 2022, 32(10):6868-6877.

[17] Lin A, Nerlekar N, Yuvaraj J, et al. Pericoronary adipose tissue computed tomography attenuation distinguishes different stages of coronary artery disease: a cross-sectional study [J]. *Eur Heart J Cardiovasc Imaging*, 2021, 22(3):298-306.

[18] Lin A, Kolossvary M, Yuvaraj J, et al. Myocardial Infarction Associates With a Distinct Pericoronary Adipose Tissue Radiomic Phenotype: A Prospective Case-Control Study [J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2020, 13(11):2371-2383.

[19] Mori H, Torii S, Kutyna M, et al. Coronary Artery Calcification and its Progression: What Does it Really Mean? [J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2018, 11(1):127-142.

[20] Criqui MH, Denenberg JO, Ix JH, et al. Calcium density of coronary artery plaque and risk of incident cardiovascular events [J]. *JAMA*, 2014, 311(3):271-278.

[21] Oikonomou EK, Williams MC, Kotanidis CP, et al. A novel machine learning-derived radiotranscriptomic signature of perivascular fat improves cardiac risk prediction using coronary CT angiography [J]. *Eur Heart J*, 2019, 40(43):3529-3543.

[22] Shang J, Ma S, Guo Y, et al. Prediction of acute coronary syndrome within 3 years using radiomics signature of pericoronary adipose tissue based on coronary computed tomography angiography [J]. *Eur Radiol*, 2022, 32(2):1256-1266.

[23] van Rosendael AR, Maliakal G, Kolli KK, et al. Maximization of the usage of coronary CTA derived plaque information using a machine learning based algorithm to improve risk stratification; insights from the CONFIRM registry [J]. *J Cardiovasc Comput Tomogr*, 2018, 12(3):204-209.

[24] Goeller M, Achenbach S, Cadet S, et al. Pericoronary Adipose Tissue Computed Tomography Attenuation and High-Risk Plaque Characteristics in Acute Coronary Syndrome Compared With Stable Coronary Artery Disease [J]. *JAMA Cardiol*, 2018, 3(9):858-863.

[25] 刘浅浅, 姬慧君, 陈盈秀, 等. 基于 CT 的影像组学在肾脏肿瘤中的应用与研究进展 [J]. *医学影像学杂志*, 2023, 33(3):505-508.

[26] Stanzione A, Verde F, Romeo V, et al. Radiomics and machine learning applications in rectal cancer: Current update and future perspectives [J]. *World J Gastroenterol*, 2021, 27(32):5306-5321.

[27] Shang J, Guo Y, Ma Y, et al. Cardiac computed tomography radiomics: a narrative review of current status and future directions [J]. *Quant Imaging Med Surg*, 2022, 12(6):3436-3453.

[28] Jha S, Topol EJ. Adapting to Artificial Intelligence: Radiologists and Pathologists as Information Specialists [J]. *JAMA*, 2016, 316(22):2353-2354.

(收稿日期:2024-02-25)

(本文编辑:李昊阳)