

合成磁共振影像组学模型对前列腺良恶性病变的鉴别诊断价值

黄龙龙^{1,2}, 徐文娟², 杜芳^{1,2}

¹扬州大学医学院, 江苏 扬州

²扬州大学附属医院放射科, 江苏 扬州

收稿日期: 2024年1月31日; 录用日期: 2024年3月12日; 发布日期: 2024年3月18日

摘要

目的: 探讨基于合成磁共振(SyMRI)的影像组学模型对前列腺良恶性病变的鉴别诊断价值。方法: 回顾性分析本院2020年11月~2022年10月经病理证实的213例患者的影像资料及临床资料, 其中良性108例, 恶性105例。患者均行常规MRI和多动态多回波(MDME)序列扫描。采用随机抽样方法将患者按7:3的比例分成训练组与验证组。利用Python 3.7.1对患者的影像资料进行特征采集, 采用T检验/Mann-Whitney U检验、mRMR、LASSO算法及Spearman相关分析筛选影像组学特征, 使用逻辑回归(LR)、支持向量机(SVM)和随机森林(RF)构建T1、T2、PD及多序列定量图的影像组学模型。通过受试者工作特征曲线(ROC)对模型的诊断效能进行验证。结果: 在不同定量图的影像组学模型中, 多序列联合模型的效能最好, LR、RF及SVM的ROC曲线下面积(AUC)训练组分别为0.859、0.905、0.852, 验证组分别为0.850、0.889、0.847, 其中RF模型的AUC值最高。结论: 合成磁共振影像组学模型对前列腺良恶性病变有较高的鉴别诊断效能, 其中多序列联合模型的诊断效能最好。

关键词

合成磁共振, 影像组学, 前列腺癌, 诊断效能

Differential Value of Synthetic MRI Radiomics Model for Benign and Malignant Prostate Lesions

Longlong Huang^{1,2}, Wenjuan Xu², Fang Du^{1,2}

¹Medical College of Yangzhou University, Yangzhou Jiangsu

²Department of Radiology, Affiliated Hospital of Yangzhou University, Yangzhou Jiangsu

Received: Jan. 31st, 2024; accepted: Mar. 12th, 2024; published: Mar. 18th, 2024

文章引用: 黄龙龙, 徐文娟, 杜芳. 合成磁共振影像组学模型对前列腺良恶性病变的鉴别诊断价值[J]. 医学诊断, 2024, 14(1): 98-105. DOI: 10.12677/md.2024.141014

Abstract

Objective: To explore the differential value of synthetic magnetic resonance (SyMRI) based radiomics model for benign and malignant prostate lesions. **Methods:** The imaging and clinical data of 213 patients with pathologically confirmed prostate lesions from November 2020 to October 2022 in our hospital were retrospectively analyzed, of which 108 were benign and 105 were malignant. Patients were scanned with conventional MRI and multidynamic multiple echo (MDME) sequences. Random sampling method was used to divide the patients into training and validation groups in the ratio of 7:3. Python 3.7.1 was used to collect features from the patients' images, and T-test/Mann-Whitney U-test, mRMR, LASSO algorithm and Spearman's correlation analysis were used to screen the imaging histological features, and logistic regression (LR), support vector machine (SVM) and random forest (RF) were used to construct the T1, T2, PD and multi-sequence quantile map. Quantile map and multiple sequence quantile map for imaging histology modeling. The diagnostic efficacy of the models was validated by subject work characteristic curve (ROC). **Results:** Radiomics model in different quantitative maps, the combined multisequence model had the best efficacy, with area under the ROC curve (AUC) of 0.859, 0.905, and 0.852 for LR, RF, and SVM in the training group and 0.850, 0.889, and 0.847 in the validation group, respectively, with the RF model having the highest AUC value. **Conclusion:** The synthetic magnetic resonance imaging histology model has high differential diagnostic efficacy for benign and malignant prostate lesions, with the best diagnostic efficacy of the combined multi-sequence model.

Keywords

SyMRI, Radiomics, Prostate Cancer, Diagnostic Efficacy

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

前列腺癌(Prostate Cancer, PCa)是全世界男性最常见的癌症之一[1],近年来我国前列腺癌的发病率和死亡率显著增加[2]。前列腺癌的常规诊断方法包括前列腺特异性抗原(PSA)检测、直肠指检(DRE)和磁共振成像(MRI)。然而,PSA水平敏感性高,但特异性低,在良性前列腺疾病中也会增加[3];一项筛查中,PSA ≥ 4.0 ng/mL的42名居民接受了活检,其中16名被诊断为Pa[4]。直肠指检只能初步确定前列腺的大小、表面和质地,但不能做出准确的诊断。前列腺穿刺活检是前列腺癌病理诊断最重要的方法,然而,侵入性穿刺活检取样相对困难,且在临床应用中,部分经直肠超声(TRUS)引导活检的患者会出现一系列副作用,如疼痛和血尿等[5]。与传统PSA检测、直肠指检和TRUS引导下活检相比,MRI软组织分辨率高,可以清晰区分前列腺的解剖结构,并提供有关PCa病变的位置、大小和周围浸润的信息[6]。目前,MRI已成为诊断和管理前列腺癌患者不可或缺的一部分[7]。然而,许多患者前列腺良性和恶性病变的影像学表现相似,难以区分这些病变。新兴的影像组学技术是一种无创、高效且可靠的疾病诊断和预测方法[5]。目前,影像组学广泛应用于结直肠癌、肺癌、乳腺癌和前列腺癌等疾病。传统上,定性MR图像是影像组学的基础,但最近已将定量MR成像技术用于该分析,包括磁共振指纹图谱(magnetic resonance fingerprint, MRF)及合成磁共振(SyMRI)等[8][9]。合成MRI采用多回波和多延迟采集方法,可以在单次

扫描中同时生成多个序列,包括 T1、T2 和质子密度(PD)图的定量图[10]。定量图在反映宫颈癌、前列腺癌、乳腺癌及直肠癌等肿瘤生物学特征方面具备潜在益处[9] [11]。目前,定量图在前列腺疾病中主要用于测量定量值[12],在组学方面的应用价值尚不清楚。本文旨在探讨基于合成磁共振的影像组学模型在前列腺良恶性病变鉴别中的应用价值。

2. 材料和方法

2.1. 研究对象

回顾性收集分析 2020 年 11 月~2022 年 10 月于扬州大学附属医院行前列腺 MRI 检查的患者资料。本研究经扬州大学附属医院临床研究伦理委员会批准,伦理批号(2022-YKL06-28-003)。纳入标准:1) 穿刺活检或根治性前列腺切除术后病理确诊的患者;2) 术前均接受前列腺 MRI 扫描,扫描序列包括 MDME 序列。排除标准:1) MR 检查前,患者曾接受过活检、手术、放疗或内分泌治疗;2) 病灶体积小(最大直径 < 5 mm),边界难以划定;3) MR 图像中存在伪影,影响了病变的勾画。

2.2. 检查方法

使用 GE Architect MR 3.0T 磁共振扫描,16 通道线圈(Anterior Array, AA)和 AIR40 通道线圈(Posterior Array, PA)为接收线圈。扫描时患者适当储尿,仰卧位,头先进。扫描序列及成像参数见表 1。

Table 1. Prostate MRI scanning sequence and imaging parameters

表 1. 前列腺 MRI 扫描序列及成像参数

序列	横断面 T1WI	横断面 T2WI	横断面 FOCUS-DWI	SyMRI
TR (ms)	624	3515	2663	4200
TE (ms)	16.6	92.1	87	16/92
延迟时间	/	/	/	170/670/1840/3840
层厚(mm)	3	3	3	3
层间距(mm)	0.5	0.5	0.5	0.5
视野(mm × mm)	200 × 200	200 × 200	180 × 180	300 × 300
矩阵	260 × 260	288 × 288	90 × 46	260 × 200
激励次数	1.75	2	12	1
回波链长度	5	29	/	16
加速因子	2	2	2	2
b 值(s/mm ²)	/	/	1000/2000	/
扫描时间(min: s)	01:35	02:14	04:10	04:12

图像以 DICOM 格式导入图像软件 ITK-SNAP 3.8。由两名放射科医生(医生 A 和 B)在合成 T2WI 上根据详细的病理结果勾画前列腺病灶最大层面的 ROI,尽可能靠近肿瘤边缘,并排除出血、坏死和钙化,然后复制到定量图上。为了评估影像组学特征的观察者内和观察者间一致性,随机选择 30 名患者在 2 周后由医生 A 和 B 重复 ROI 勾画。计算组内和组间相关系数(ICC)来研究特征的一致性,剔除 ICC 小于 0.75 的特征。

使用 Python 3.7.1 的影像组学包(PyRadiomics 3.0)从每个定量图中提取了 1316 个影像组学特征。包括 14 个形状特征(Original shape), 18 个直方图特征(Histogram features), 75 个纹理特征(Texture features),

1209 个变换特征(Transform features)。

2.3. 特征筛选及模型建立

首先对所有的影像组学特征进行数据标准化, 随后, 将一致性较差($ICC < 0.75$)的特征过滤掉, 然后进行 T 检验/Mann-Whitney U 检验, 以选择 $P < 0.05$ 的特征, 筛选出恶性组与良性组间差异有统计学意义的变量; 然后, 使用 mRMR 消除冗余和不相关的特征, 保留了 30 个相关的特征, 然后采用最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)算法将高维数据进行降维处理, 筛选出最具预测性特征子集; 接着, 用 Spearman 相关分析计算特征之间的相关系数, 剔除高度相关($r > 0.7$)的特征来减少冗余数据。采用逻辑回归(LR)、支持向量机(SVM)及随机森林(RF)三种主流算法构建模型, 通过分析性能指标和绘制 ROC 曲线来评估模型的有效性, 以确定最佳的影像组学模型。

2.4. 模型验证

我们评估了该模型的多个指标, 包括 AUC、准确性、敏感性、特异性、阳性预测值(PPV)和阴性预测值(NPV)。校准曲线用于评估从模型得出的预测概率与实际之间的一致性。此外, 我们利用 DCA 曲线来量化模型在各种概率阈值下生成的净收益, 从而评估其在临床环境中的实用价值。最后, 我们进行了 Delong 检验, 对模型之间的差异进行了统计学评估。

2.5. 统计学方法

所有统计分析均在 R 软件(v.4.3.0)和 Python 软件(v.3.7.1)进行。采用 SPSS 26.0 软件计算临床数据。符合正态分布的数据用均值±标准差来表示, 非正态分布的数据用中位数和四分位间距表示。Spearman 相关分析计算特征之间的相关系数; 采用 LR、RF 和 SVM 模型对筛选的特征进行建模分析。 $P < 0.05$ 表示差异有统计学意义。

3. 结果

Table 2. Results of ROC analysis of the three imaging histology models in the training group

表 2. 训练组三种影像组学模型 ROC 分析结果

模型	序列	AUC (95% CI)	准确性	敏感性	特异性	PPV	NPV
LR	T1	0.806 (0.737~0.871)	0.725	0.740	0.711	0.711	0.740
	T2	0.754 (0.671~0.836)	0.711	0.671	0.750	0.721	0.704
	PD	0.798 (0.722~0.868)	0.732	0.699	0.763	0.739	0.725
	联合	0.859 (0.801~0.914)	0.799	0.795	0.803	0.795	0.803
RF	T1	0.867 (0.808~0.917)	0.785	0.753	0.816	0.797	0.775
	T2	0.841 (0.775~0.899)	0.772	0.712	0.829	0.800	0.750
	PD	0.863 (0.802~0.919)	0.752	0.658	0.842	0.800	0.719
	联合	0.905 (0.853~0.948)	0.785	0.726	0.842	0.815	0.762
SVM	T1	0.795 (0.725~0.861)	0.718	0.616	0.816	0.763	0.689
	T2	0.834 (0.768~0.898)	0.772	0.740	0.803	0.783	0.763
	PD	0.733 (0.697~0.845)	0.691	0.521	0.855	0.776	0.650
	联合	0.852 (0.793~0.913)	0.758	0.699	0.816	0.785	0.738

Table 3. Results of ROC analysis of three imaging histology models in the validation group
表 3. 验证组三种影像组学模型 ROC 分析结果

模型	序列	AUC (95% CI)	准确性	敏感性	特异性	PPV	NPV
LR	T1	0.764 (0.641~0.877)	0.656	0.750	0.563	0.632	0.692
	T2	0.825 (0.722~0.922)	0.750	0.750	0.750	0.750	0.750
	PD	0.745 (0.613~0.869)	0.688	0.625	0.750	0.714	0.667
	联合	0.850 (0.752~0.938)	0.781	0.750	0.813	0.800	0.765
RF	T1	0.780 (0.663~0.877)	0.672	0.688	0.656	0.667	0.677
	T2	0.842 (0.733~0.942)	0.766	0.719	0.813	0.793	0.743
	PD	0.734 (0.607~0.858)	0.750	0.625	0.875	0.833	0.700
	联合	0.889 (0.794~0.959)	0.766	0.656	0.875	0.840	0.718
SVM	T1	0.761 (0.643~0.869)	0.703	0.688	0.719	0.710	0.697
	T2	0.819 (0.713~0.915)	0.719	0.625	0.813	0.769	0.684
	PD	0.758 (0.632~0.866)	0.703	0.500	0.906	0.842	0.644
	联合	0.847 (0.741~0.933)	0.797	0.719	0.875	0.852	0.757

共纳入了 249 例患者，排除 MR 检查前接受过活检、放化疗(10 例)，图像质量差、伪影(16 例)及病灶小于 5 mm (10 例)，最后得到 213 例，其中良性病例 108 例，恶性病例 105 例。年龄 47~91 (70.1 ± 8.6) 岁，前列腺特异抗原(PSA)为 0.4~1000.0 [12.8 (7.6, 34.0)] ng/mL。这些患者按照 7:3 的比例随机、分层划分为训练组(n = 149)和验证组(n = 64)。从 ROI 中共提取了 1316 个影像组学特征。经过 ICC、mRMR 和 LASSO 筛选，基于 T1 定量图筛选出 9 个特征，基于 T2 定量图筛选出 6 个特征，基于 PD 定量图筛选出 12 个特征，基于三者联合筛选出 15 个特征。训练组及验证组中，LR、RF 及 SVM 模型的诊断效能见表 2、表 3。

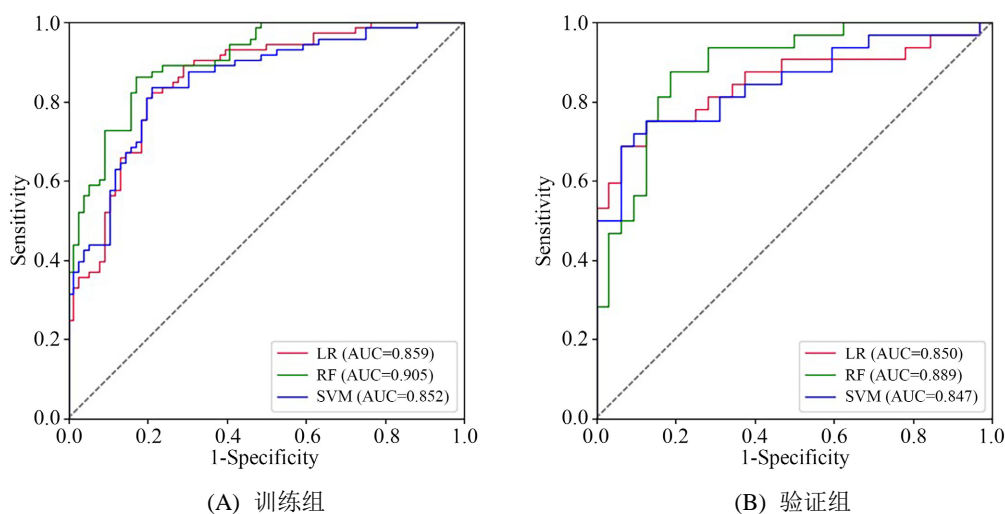


Figure 1. Subject operating characteristic (ROC) curves of three imaging histology models for diagnosis of benign and malignant prostate lesions

图 1. 三种影像组学模型诊断良恶性前列腺病变的受试者操作特征(ROC)曲线

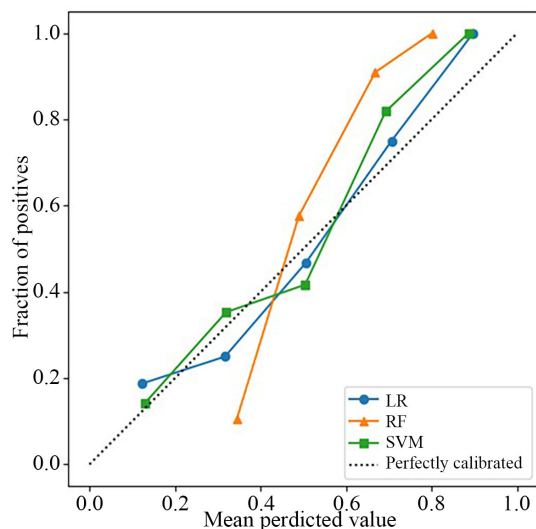


Figure 2. Calibration curves of three imaging histology models for the diagnosis of benign and malignant prostate lesions

图 2. 三种影像组学模型诊断前列腺良恶性病变的校准曲线

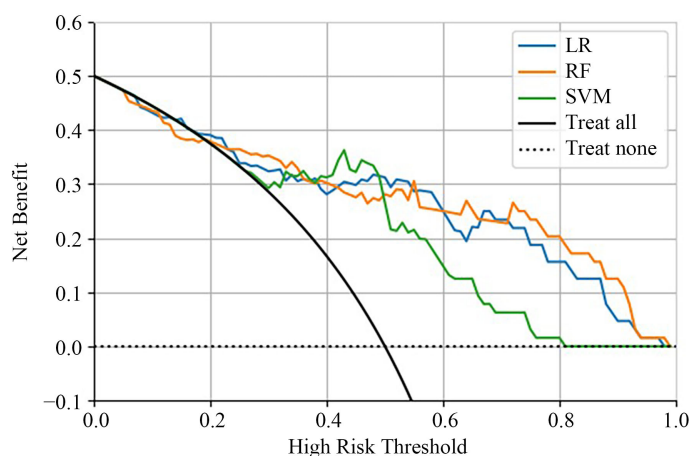


Figure 3. DCA curves of three imaging histology models for diagnosis of benign and malignant prostate lesions

图 3. 三种影像组学模型诊断前列腺良恶性病变的 DCA 曲线

通过比较不同序列上 LR、RF 及 SVM 模型的 AUC 及性能指标，观察到联合序列上，三种模型都表现了更好的结果，RF 模型的 AUC 值更高(训练组：0.859、0.905、0.852，验证组：0.850、0.889、0.847)，三种模型之间无统计学差异。联合序列上三种影像组学模型(LR、RF 及 SVM)的 ROC 曲线如图 1 所示。验证组三种模型的校准曲线如图 2 所示，提示预测结果与病理结果一致性较好。验证组三种模型的决策曲线如图 3 所示，三种模型的预测效能均较好。

4. 讨论

影像组学是一种新的医学图像分析方法，可以从图像中提取高通量的定量特征，从而提供大量无法通过视觉评估但与肿瘤异质性相关的信息[13]。分析影像组学特征可以更好地理解肿瘤特征，在肿瘤良恶性、侵袭性、预后评估等方面发挥重要作用。前列腺的影像组学多基于传统 T2WI 定性图像，在定量图上的研究较少。部分研究表明，定量 MRI 技术可能会提高影像组学模型的准确性，因为它们比传统的弛

豫时间更可量化[14] [15]。在本研究中, 我们基于 T1、T2、PD 和多序列联合定量图构建并验证了 LR、RF 及 SVM 三种模型影像组学模型。结果表明, 各模型均具有较好的评估诊断性能, 且多序列联合图的模型性能高于上述任一单一序列。在训练组中比较了 LR、RF 及 SVM 对前列腺腺良恶性的鉴别诊断效能, 结果表明三种模型均具有较好的鉴别能力(AUC 分别为 0.859, 0.905, 0.852), 并在验证组中得到验证(AUC 分别为 0.850, 0.889, 0.847), 经过 delong 检验, 三种模型间无统计学差异, 表明多序列联合图在各个模型上均取得较好的性能。这与既往研究相符, 多序列联合影像组学模型可以融合不同序列的特点, 进而全面量化评估肿瘤的异质性, 因此具有更高的诊断效能[9] [16]。

在多序列联合模型的 15 个特征中, 有 6 个获得自 PD 定量图。既往研究显示, PD 值与前列腺癌病理分级显著相关, Cui 等人研究中 PD 值在低危和中高危组分别为 79.47 ± 7.29 、 73.79 ± 4.6 , P 值为 0.018, 提示 PD 值可能是肿瘤生物学行为的指标[17]。此外, 我们在影像组学模型中选择的大多数特征都是小波特征和高斯拉普拉斯特征, 这与既往研究一致[18]。小波域的特征集中在不同的频率范围内, 可以区分肿瘤微环境的差异; 高频的肿瘤特征反映了肿瘤的边缘和详细信息, 而低频的特征则获得了肿瘤轮廓信息, 同时对噪声进行了滤波[19] [20]。高斯拉普拉斯特征从高斯滤波后图像提取特征, 高斯拉普拉斯滤波器可以通过不同的参数刻度设置对图像进行平滑处理, 这有助于减少噪声的影响, 同时它还可以增强纹理细节, 这将有助于提高捕获映射到肿瘤异质性的表型特征的效率[21]。

本研究在前列腺病灶的最大层面勾画了 ROI, 既往有研究表明基于 2D 和 3D 的模型在诊断效能上没有统计学差异, 且三维模型在 ROI 和特征选择的描述中带来了更多的噪声, 淹没了有效信息, 扰乱了研究结果[22]。

本研究仍存在一些局限性。首先, 本研究为单中心的回顾性研究, 缺乏外部验证; 其次, 本研究病理结果取自于穿刺或前列腺全切, 部分勾画的感兴趣区与实际病灶可能存在误差; 最后, 没有对前列腺病灶进行具体解剖位置的区分, 不同区域的前列腺病灶的影像组学特征可能存在差异。未来需要进行更深的研究。

综上所述, 基于合成磁共振构建了 LR、RF 及 SVM 影像组学模型, 均取得了良好的效能, 为临床医生对前列腺患者的诊疗提供一定帮助。

参考文献

- [1] Siegel, R.L., Miller, K.D., Wagle, N.S., *et al.* (2023) Cancer Statistics, 2023. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **73**, 17-48. <https://doi.org/10.3322/caac.21763>
- [2] Xia, C., Dong, X., Li, H., *et al.* (2022) Cancer Statistics in China and United States, 2022: Profiles, Trends, and Determinants. *Chinese Medical Journal*, **135**, 584-590. <https://doi.org/10.1097/CM9.0000000000002108>
- [3] George, A.K., Turkbey, B., Valayil, S.G., *et al.* (2016) A Urologist's Perspective on Prostate Cancer Imaging: Past, Present, and Future. *Abdominal Radiology (New York)*, **41**, 805-816. <https://doi.org/10.1007/s00261-016-0751-6>
- [4] Zhu, X.L., Tung, T.H., Li, H., *et al.* (2023) Using "Age and Total-PSA" as the Main Indicators: The Results of Taizhou Integrated Prostate Screening (No. 2). *American Journal of Men's Health*, **17**, 15579883231161292. <https://doi.org/10.1177/15579883231161292>
- [5] Xu, M., Fang, M., Zou, J., *et al.* (2019) Using Biparametric MRI Radiomics Signature to Differentiate between Benign and Malignant Prostate Lesions. *European Journal of Radiology*, **114**, 38-44. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2019.02.032>
- [6] Chatterjee, A., Tokdemir, S., Gallan, A.J., *et al.* (2019) Multiparametric MRI Features and Pathologic Outcome of Wedge-Shaped Lesions in the Peripheral Zone on T2-Weighted Images of the Prostate. *AJR American Journal of Roentgenology*, **212**, 124-129. <https://doi.org/10.2214/AJR.18.19742>
- [7] Pecoraro, M., Turkbey, B., Purysko, A.S., *et al.* (2022) Diagnostic Accuracy and Observer Agreement of the MRI Prostate Imaging for Recurrence Reporting Assessment Score. *Radiology*, **304**, 342-350. <https://doi.org/10.1148/radiol.212252>
- [8] Dastmalchian, S., Kilinc, O., Onyewadume, L., *et al.* (2021) Radiomic Analysis of Magnetic Resonance Fingerprinting

- in Adult Brain Tumors. *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, **48**, 683-693. <https://doi.org/10.1007/s00259-020-05037-w>
- [9] Zhao, L., Liang, M., Wang, S., *et al.* (2021) Preoperative Evaluation of Extramural Venous Invasion in Rectal Cancer Using Radiomics Analysis of Relaxation Maps from Synthetic MRI. *Abdominal Radiology (New York)*, **46**, 3815-3825. <https://doi.org/10.1007/s00261-021-03021-y>
- [10] Hagiwara, A., Hori, M., Cohen-Adad, J., *et al.* (2019) Linearity, Bias, Intrascanner Repeatability, and Interscanner Reproducibility of Quantitative Multidynamic Multiecho Sequence for Rapid Simultaneous Relaxometry at 3 T: A Validation Study with a Standardized Phantom and Healthy Controls. *Investigative Radiology*, **54**, 39-47. <https://doi.org/10.1097/RLI.0000000000000510>
- [11] Matsuda, M., Kido, T., Tsuda, T., *et al.* (2020) Utility of Synthetic MRI in Predicting the Ki-67 Status of Oestrogen Receptor-Positive Breast Cancer: A Feasibility Study. *Clinical Radiology*, **75**, 398.E1-E8. <https://doi.org/10.1016/j.crad.2019.12.021>
- [12] 崔亚东, 李春媚, 韩思圆, 等. 合成 MRI 定量参数对前列腺癌的诊断价值[J]. 中华放射学杂志, 2021, 55(9): 975-980.
- [13] Lambin, P., Leijenaar, R.T.H., Deist, T.M., *et al.* (2017) Radiomics: The Bridge between Medical Imaging and Personalized Medicine. *Nature Reviews Clinical Oncology*, **14**, 749-762. <https://doi.org/10.1038/nrclinonc.2017.141>
- [14] Makowski, M.R., Bressler, K.K., Franz, L., *et al.* (2021) De Novo Radiomics Approach Using Image Augmentation and Features from T1 Mapping to Predict Gleason Scores in Prostate Cancer. *Investigative Radiology*, **56**, 661-668. <https://doi.org/10.1097/RLI.0000000000000788>
- [15] Cromb , A., Buy, X., Han, F., *et al.* (2021) Assessment of Repeatability, Reproducibility, and Performances of T2 Mapping-Based Radiomics Features: A Comparative Study. *Journal of Magnetic Resonance Imaging: JMRI*, **54**, 537-548. <https://doi.org/10.1002/jmri.27558>
- [16] Luo, Z., Li, J., Liao, Y., *et al.* (2022) Radiomics Analysis of Multiparametric MRI for Prediction of Synchronous Lung Metastases in Osteosarcoma. *Frontiers in Oncology*, **12**, Article ID: 802234. <https://doi.org/10.3389/fonc.2022.802234>
- [17] Cui, Y., Han, S., Liu, M., *et al.* (2020) Diagnosis and Grading of Prostate Cancer by Relaxation Maps from Synthetic MRI. *Journal of Magnetic Resonance Imaging: JMRI*, **52**, 552-564. <https://doi.org/10.1002/jmri.27075>
- [18] Xia, W., Hu, B., Li, H., *et al.* (2021) Multiparametric-MRI-Based Radiomics Model for Differentiating Primary Central Nervous System Lymphoma from Glioblastoma: Development and Cross-Vendor Validation. *Journal of Magnetic Resonance Imaging: JMRI*, **53**, 242-250. <https://doi.org/10.1002/jmri.27344>
- [19] Gu, D., Xie, Y., Wei, J., *et al.* (2020) MRI-Based Radiomics Signature: A Potential Biomarker for Identifying Glypican 3-Positive Hepatocellular Carcinoma. *Journal of Magnetic Resonance Imaging: JMRI*, **52**, 1679-1687. <https://doi.org/10.1002/jmri.27199>
- [20] Meng, X., Xia, W., Xie, P., *et al.* (2019) Preoperative Radiomic Signature Based on Multiparametric Magnetic Resonance Imaging for Noninvasive Evaluation of Biological Characteristics in Rectal Cancer. *European Radiology*, **29**, 3200-3209. <https://doi.org/10.1007/s00330-018-5763-x>
- [21] Zhou, X., Yi, Y., Liu, Z., *et al.* (2019) Radiomics-Based Pretherapeutic Prediction of Non-Response to Neoadjuvant Therapy in Locally Advanced Rectal Cancer. *Annals of Surgical Oncology*, **26**, 1676-1684. <https://doi.org/10.1245/s10434-019-07300-3>
- [22] Meng, L., Dong, D., Chen, X., *et al.* (2021) 2D and 3D CT Radiomic Features Performance Comparison in Characterization of Gastric Cancer: A Multi-Center Study. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, **25**, 755-763. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2020.3002805>