

基于 MobileViT 的肾透明细胞癌 CT 图像分级研究

刘东权 牛春鹏 王伟根

宁海县第一医院放射科 浙江宁海 315600

摘要：目的 研究基于 MobileViT 的肾透明细胞癌病变分级识别方法，用以提高肾透明细胞癌的诊断识别效能和人工智能鉴别诊断肾透明细胞癌的临床价值。方法 选取 2017 年 3 月至 2021 年 9 月在宁海县第一医院经螺旋 CT 检查的 135 例肾透明细胞癌患者，共 CT 图像 1210 张，包括四种程度的肾透明细胞癌 CT 图像，使用 MobileViT 模型训练和识别 CT 图像肾透明细胞癌分级模型。将诊断结果与 VGG19、Vision Transformer、ResNet50 分类模型的诊断结果进行了比较。主要评价指标为灵敏度、特异性、F1 评分、受试者工作特征曲线下面积（AUC）、95% 置信区间、kappa 值和准确率，还比较了 5 个分级模型的 ROC 曲线。结果 本文使用了 316 张肾透明细胞癌 CT 图像来测试 CT 肾透明细胞癌分级模型。MobileViT 肾透明细胞癌分级模型的最高 Kappa 值为 81.43%，准确度为 97.14%。模型对 Fuhrman 分级为 I-IV 级的特异性分别为 95.34%、71.43%、58.43% 和 82.52%。AUC 分别为 0.96、0.86、0.90 和 0.89。结论 基于收集的肾透明细胞癌 CT 图像，MobileViT 模型可以诊断出四级分类的肾透明细胞癌。MobileViT 模型有助于肾内科及影像科医生对不同程度肾透明细胞癌进行初步诊断，有助于鉴别诊断肾透明细胞癌，有一定的临床价值，值得进一步推广。

关键词：EfficientNet 模型；肾透明细胞癌；鉴别诊断；检出效果

中图分类号：TP18；R563

肾细胞癌（renal cell carcinoma, RCC）是泌尿系统常见的恶性肿瘤，占有肿瘤的 2%~3%^[1]。肾细胞癌的病理类型多样，包括肾透明细胞癌（ccRCC）、肾乳头状细胞癌（pRCC）、肾嫌色细胞癌（chRCC）等。其中 ccRCC 是最常见的病理类型，约占肾癌的 60%~85%^[2]。手术治疗是 ccRCC 的首选治疗方法。2016 年，WHO 提出的新分级指南 Fuhrman 核分级^[3]在目前病理学分级系统的应用最广泛，也是判断预后的独立指标之一，术前准确分级对手术的治疗及预后极为重要^[4]。目前常规影像学检查对肿瘤术前病理分级的诊断价值有限，而影像组学作为一种无创方法，利用大量自动化数据特征化算法将感兴趣区（ROI）转化为可以进行发掘处理的特征空间数据，结合机器深度学习，能够对肿瘤病变内在的异质性进行定量分析，并与病理分级进行关联^[5]。本研究拟探讨基于肾脏增强图像构建预测肾透明细胞癌病理分级人工智能模型及其效能分析。从 CT 图像感兴趣区中提取更多定量图像特征，用以指导 ccRCC 术前精准评估及治疗方案。

随着医学科技的不断发展和进步，人工智能系统作为一种计算机技术在医学领域的应用日益广泛^[6]。影像组学方法是指对图像提取定量影像学特征，并通过分割、特征提

取、模型建立等得到图像的灰度变化、体素空间关系等特征，从而实现疾病的精准预测、诊断及预后评估等^[7-8]，这不仅避免了观察者本身对于影像特征解读的主观偏向，还能深度挖掘并整合影像图像中大量的人眼无法识别和区分的数字化信息，从而提高疾病的诊断效能，且非侵入性的影像组学检查无损伤，可重复检查^[9]。本研究使用肾透明细胞癌 CT 图像，提出了一个完整的肾透明细胞癌分级识别方法，分析人工智能方法鉴别诊断肾透明细胞癌的价值。

1 资料与方法

1.1 一般资料

选取 2017 年 3 月至 2021 年 9 月在宁海县第一医院经肾脏螺旋 CT 检查图像 1210 张。本研究均经医院伦理委员会审核通过，患者及家属均知情并签订同意书。纳入标准：①临床资料完整，符合 WHO 提出的新分级指南 Fuhrman 核分级标准^[3]；②经腹部 CT 检查图像均由经验丰富的放射科医师确认影像学报告；③均有手术病理资料，进行了 Fuhrman 分级。排除标准：①影像学资料不全者，无明显呼吸伪影；②合并其他恶性肿瘤或肾脏疾病者。

胸部 CT 检查：患者取仰卧位，用 60 排螺旋 CT 机 uCT710（上海联影医疗科技股份有限公司（简称：联影医疗）

扫描，患者仰卧，头先进，两臂上举抱头，身体置于床面正中间，侧面定位线对准人体正中冠状面，自吸气末行肾脏平扫+增强CT扫描。扫描范围：肾上界至肾下界。扫描方式：平扫完成后经静脉注射非离子型对比剂60~100ml(实际用量依患者体重而定)，速率2~3ml/s(实际流速依患者血管情况而定)，分别延迟25~30s、60~70s、120~180s行皮质期，髓质期，分泌期螺旋扫描。扫描参数：准直宽度：40mm，螺距：0.9875，旋转时间0.5s，最小层厚1mm。图像显示：横轴面+多平面成像。检查结果由2名经验丰富的专业影像科医师双盲法阅片给出影像学诊断，意见不一致时，讨论得出最终结果。

本文主要对Fuhrman分级为I-IV级类肾透明细胞癌CT图像进行分类研究：Fuhrman分级I级：细胞核呈均匀一致的圆形，直径小于10um，核仁不明显；Fuhrman分级为II级：细胞核略大，略显不规则，直径达15um，核仁明显；Fuhrman分级为III级：细胞核很不规则，直径达20um，可见大核仁；Fuhrman分级为IV级：细胞核呈怪异状，直径达20um或更大，可见大核仁，亦见梭形癌细胞，核染色质呈凝块状；CT图例如图1所示；训练数据包括847肾透明细胞癌CT图像，包括514张Fuhrman分级I级图像、195张Fuhrman分级II级图像、91张Fuhrman分级III级图像和47张Fuhrman分级IV级图像。验证数据包含242张肾透明细胞癌CT图像，测试数据包括121张肾透明细胞癌CT图像，数据集详情如表1所示。本研究为回顾性研究；它遵守了《赫尔辛基宣言》，对图像提供者的性别或年龄没有任何限制，在将图像提供给研究人员之前，相关的个人信息被删除，以避免泄露他们的机密信息。

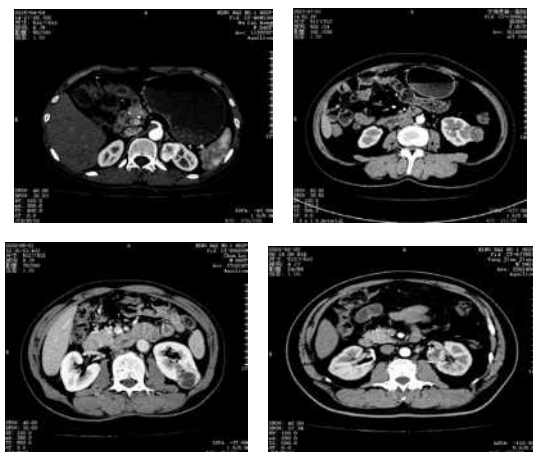


图1 肾透明细胞癌的CT图像

表1 肾透明细胞癌CT诊断数据集

类型	训练集	验证集	测试集	合计
Fuhrman 分级 I 级	514	147	74	735
Fuhrman 分级 II 级	195	56	29	280
Fuhrman 分级 III 级	91	26	12	129
Fuhrman 分级 IV 级	47	13	6	66
合计	847	242	121	1210

1.2 方法

Sachin Mehta 等^[5]将卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)与变换器(Transformer)相结合设计了轻量化自注意力模块 MobileViT-block 对特征图进行降维，从而降低输入 Transformer 的架构的特征维度，优化了计算效率，能够在资源有限的设备上运行，可以有效应用于图像分类、目标识别、人脸识别和医学图像分析等。本文选用的 MobileViT 模型具有以下特点：1) MobileViT 设计上优化了计算效率，能够在资源有限的设备上运行。对于医学图像分类任务，这种高效性可以加快处理速度，减少计算成本；2) MobileViT 结合了卷积神经网络(CNN)和变换器(Transformer)的优点，能够捕捉到医学图像中的细粒度特征。这有助于提高分类的准确性，特别是对于复杂或微小的医学特征；3) MobileViT 的参数数量和计算开销较小，这使得它能够在边缘设备上实时处理，对实时医学诊断和监控尤为重要；4) MobileViT 可以通过迁移学习来利用预训练的模型，这对医学图像分类中的新疾病检测或特定疾病的细分分类非常有用，MobileViT 在处理各种图像变换和噪声时表现出较强的鲁棒性，这对于医学图像中的噪声和伪影问题尤其重要。

本文使用1210张肾透明细胞癌CT图像来训练肾透明细胞癌分级模型，随机选取10%的图像作为测试集，70%用来训练模型，20%用来验证优化模型。训练模型中包括卷积神经网络(CNN)和视觉变换器(ViT)两个模块：1) CNN来提取局部特征，通常使用深度可分离卷积(Depthwise Separable Convolutions)来减少计算复杂度；2) ViT利用自注意力机制来捕捉图像中的全局上下文信息。与标准的变换器类似，MobileViT使用多头自注意力来处理特征图的不同部分。将卷积阶段和变换器阶段的特征结合起来。通过这种融合，MobileViT可以结合局部特征和全局特征，从而提高模型的性能。模型训练迭代次数为50，学习率为0.001，批

量大小设置为 16，损失函数为交叉熵损失，梯度下降算法为随机梯度下降 (SGD)，动量设置为 0.9，权重衰减设置为 0.0001，将图像加载到模型中后，将大小转换为模型所需的大小，然后随机水平翻转。在迭代模型训练过程中，使用验证集对模型进行了验证。

使用 MobileViT 进行训练和识别的系统流程如下：1) 将获得 CT 图像统一预处理调整为 244*244 大小，并设置为 RGB 三通道；2) 结合图像锐化、滤波、亮度调节和对比度调节方法，通过一种多参数搜索的方法进行图像增强；3) 将增强后的图像使用 MobileViT 模型进行训练和验证，通过识别器通过概率输出结果图像划分 4 类。流程框架如图 2 所示。

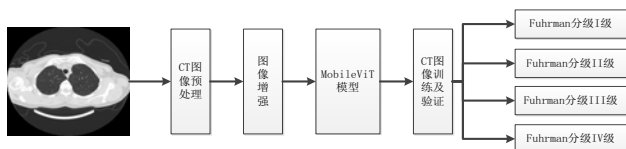


图 2 肾透明细胞癌 CT 分级识别流程图

1.3 统计学方法

使用 SPSS V25.0 统计学软件进行数据分析，用于计算肾透明细胞癌分级模型的敏感性、特异性、准确率、F1 评分、精确率、受试者操作特征下面积 (ROC) 曲线下面积 (AUC) 等指标来识别和区分四种程度的肾透明细胞癌 CT 图像；采用 Kappa 检验评价专家诊断组和模型的诊断结果的一致性，一致性一般： $Kappa \leq 0.6$ ，一致性中等： $0.8 \geq Kappa \geq 0.6$ ；一致性良好： $Kappa > 0.8$ 。

1.4 评价标准

为了本文所采用的 MobileViT 模型对肾透明细胞癌分级识别的性能，采用灵敏度 (Sensitivity)、特异度 (Specificity)、准确率 (Accuracy)、精确率 (Precision)、F1 评价和受试者操作特征下面积 (ROC) 曲线下面积 (AUC)，相应的计算公式如式 (1) 所示：

$$\begin{cases}
 \text{灵敏度} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \\
 \text{特异度} = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \\
 \text{准确率} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \\
 \text{精确率} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \\
 F1 = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \times 100\%
 \end{cases} \quad (1)$$

公式 (1)，在多分类识别中，TP (True Positive) 为正确识别为该类的数量，TN (True Negative) 为正确识别为其他类的数量，FP (False Positive) 为错误识别该类地数量，FN (False Negative) 为错误识别为其他类的数量。ROC 曲线的 X 轴为假阳率 (False Positive Rate, FPR) FPR，Y 轴为真阳率 (True Positive Rate, TPR)，AUC (Area Under Curve) 值为 ROC (Receiver Operating Characteristic curve) 曲线下与 X 轴围成的面积。

2 结果

2.1 实验结果统计

本文使用 121 张肾脏 CT 图像对肾透明细胞癌分级模型进行测试。由两位影像学诊断专家对肾脏 CT 图像诊断为 74 张 Fuhrman 分级 I 级、29 张 Fuhrman 分级 II 级、12 张 Fuhrman 分级 III 级和 6 张 Fuhrman 分级 IV 级。使用 MobileViT 分级模型测试得到 71 张 Fuhrman 分级 I 级图像、32 张 Fuhrman 分级 II 级图像、13 张 Fuhrman 分级 III 级图像、5 张 Fuhrman 分级 IV 级图像。表 2 显示 MobileViT 模型的诊断结果。使用 MobileViT 肾透明细胞癌分级模型诊断 Fuhrman 分级 I 级、Fuhrman 分级 II 级、Fuhrman 分级 III 级和 Fuhrman 分级 IV 级的敏感性分别为 94.6%、86.2%、75% 和 66.7%。诊断四种类型肾透明细胞癌的特异性 >93%。此外，诊断四种类型肾透明细胞癌的 AUC 分别为 0.99、0.85、0.90 和 0.83 (如图 3 所示)。

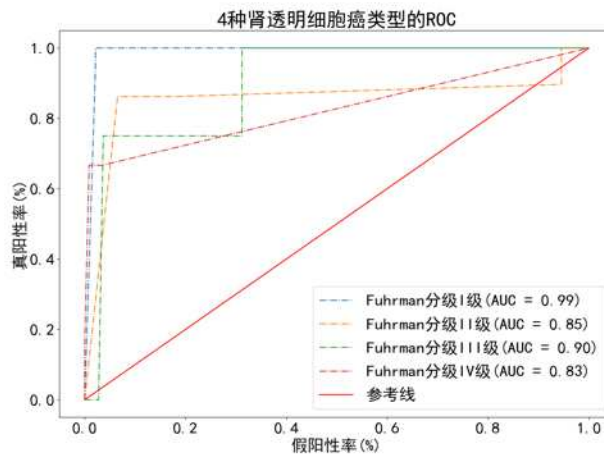


图 3 4 种肾透明细胞癌类型的 ROC 曲线

表 2 MobileViT 模型的诊断结果

类型	MobileViT				合计
	Fuhrman 分级 I 级	Fuhrman 分级 II 级	Fuhrman 分级 III 级	Fuhrman 分级 IV 级	
Fuhrman 分级 I 级	70	4	0	0	74
Fuhrman 分级 II 级	1	25	3	0	29
Fuhrman 分级 III 级	0	2	9	1	12
Fuhrman 分级 IV 级	0	1	1	4	6
合计	71	32	13	5	121

表 3 4 类肾透明细胞瘤的识别结果

类型	灵敏度 (%)	特异度 (%)	准确率 (%)	精确率 (%)	F1 分数 (%)
Fuhrman 分级 I 级	94.6	97.9	95.9	98.6	96.6
Fuhrman 分级 II 级	86.2	92.4	90.9	78.1	82.0
Fuhrman 分级 III 级	75	96.3	94.2	69.2	72.0
Fuhrman 分级 IV 级	66.7	99.1	96.7	80.0	72.7

2.2 不同模型分类对比

在相同的 CT 图像基础上，本文将图 2 中 MobileViT 模型替换为 VGG19、Vision Transformer 和 ResNet50 等 3 个模型进行了对比测试，表 4 给出了 4 个模型的评估指标结果。

如表 4 所示，MobileViT 模型的诊断结果远高于 VGG19 和 Vision Transformer 模型。MobileViT 具有最高的 kappa 值、准确性和敏感性，对诊断 TF 很有用。

表 4 不同模型的性能比较

模型	灵敏度 (%)	特异度 (%)	准确率 (%)	精确率 (%)	F1 (%)	Kappa (%)
VGG19	78.37	90.27	85.42	77.86	76.38	81.86
Vision Transformer	79.54	93.43	89.32	79.43	78.44	83.54
ResNet50	77.53	89.33	78.32	75.43	74.34	80.43
MobileViT	80.63	96.436	94.43	81.48	80.83	85.04

3 讨论

肾细胞癌的分级是一个重要的病理学指标，它在评估肿瘤恶性程度、指导治疗方案、预测患者预后以及辅助临床决策等方面都具有显著的临床意义，也是临床疾病领域中的重要挑战，随着医疗影像技术的不断发展，特别是 CT 检查广泛应用，早期诊断对于确定其性质以及如何更好地治疗患者至关重要^[10]。传统的肾癌分级往往依赖于专家的主观判断，过程繁琐且耗时，由于医生的主观因素和人类错误的可能性，肾癌的多样性和复杂性，诊断结果的准确性和一致性存在一定局限性^[11]。近年来人工智能技术的快速发展为肾癌的准确诊断提供了新的可能性。尤其是深度学习框架通过自动化分析可以显著缩短诊断时间，加快医生对图像的处理速度。这不仅提高了医疗效率，还可能使患者获得更快的治疗和干预，从而改善患者的预后，已经显示出在肾细胞癌分级鉴别诊断中具有潜在的巨大价值^[12]。

低级别的肾细胞肿瘤（如 I 级和 II 级）通常生长缓慢，

预后较好；而高级别的肾细胞肿瘤（如 III 级和 IV 级）则生长迅速，预后较差。根据分级，医生可以更准确地估计患者的生存期和复发风险，从而制定更合理的随访计划。从而提供了更多的治疗选择和更好的治疗前景^[13]。人工智能系统的价值在于其能够处理复杂的医学影像数据，从医学影像资料中提取关键特征，通过深度学习算法和神经网络模型，自动准确鉴别肾透明细胞癌，大大提高诊断的速度和准确性^[11]。有研究表明人工智能系统鉴别诊断肾透明细胞癌的能力相当于或优于资历影像科医师。胸部 CT 是临床诊断肾透明细胞癌的影像学手段，不同性质的肾细胞癌在 CT 图像上可有不同的特征，如形状、边界、密度等，能够提供有关肾细胞癌性质的信息，有助于区分不同性质的病变，辅助医生决定患者是否需要进一步的诊断和治疗^[14]。有学者指出单凭临床医师或影像医师筛查肾透明细胞癌无法满足临床现状的需求。人工智能系统通过大规模数据训练，迅速处理大量的肾脏影像学数据，通过对患者的多个影像学数据进行

综合分析，识别和理解不同类型的肾透明细胞癌，提供更准确的肾细胞癌鉴别结果，减少漏诊和误诊的风险，提高工作效率^[15,16]。本次研究结果表明使用 MobileViT 架构能够在处理肾癌 CT 图像时实现高度的准确性和效率。肾癌的分级对治疗方案的制定和预后评估至关重要，而准确的分级可以显著提高治疗的个体化水平。传统的分级方法可能受到人为因素的影响，如医生的疲劳和主观判断。MobileViT 通过自动化的图像分析减少了这些主观误差，提供了更加一致和客观的诊断结果。其高效的计算性能还加快了诊断过程，从而能够更迅速地支持临床决策，确保患者能够及时获得适当的治疗方案。除此之外，本次研究还发现通过精准的分级，MobileViT 能够帮助医生制定个体化的治疗计划，提高治疗效果和患者的生存率。准确的分级不仅有助于评估肾癌的严重程度，还可以指导治疗方案的调整，从而提高整体治疗效果。此外，MobileViT 的应用还可以实现早期发现和干预，进而改善患者的预后。自动化的分级系统减少了对人工检查的依赖，使医务人员能够将更多精力投入到患者护理和临床决策中，从而提升整体护理质量。分析原因在于人工智能系统在诊断过程中，通过机器学习和深度学习等算法对数据进行模式识别和特征提取，这些算法可以不断优化和训练，综合多种因素进行分析和判断，不仅依靠单一的特征或指标，它可同时考虑图片、病史、症状等多方面的信息，提高诊断的全面性和准确性。

尽管人工智能系统在肾透明细胞癌的诊断中具有巨大的潜力，但也存在缺陷，也可能受到数据偏差、处理图像缺乏标准、标注质量较差等问题的影响，仍需要临床进一步完善和优化^[16]。并且需要注意的是人工智能系统只是作为医生的辅助工具，并不是替代医生的工具，医生仍然扮演着关键的角色，特别是在解释人工智能系统诊断结果、考虑患者的整体状况以及做出最终的治疗决策方面。因此，今后的临床诊疗工作可将人工智能系统与医生的专业知识和经验相结合，实现更高水平的肾透明细胞癌诊断，制定最佳的治疗方案和随访策略。

参考文献：

[1] Viktor H et al.: Systemic inflammation in a melanoma patient treated with immune checkpoint inhibitors—an autopsy study. *J Immunother Cancer* 4, 2016

[2] 那彦群, 叶章群, 孙颖浩等. 中国泌尿外科疾病诊断

治疗指南

[3] 手册: 2014 版 [M]. 北京: 人民卫生出版社, 2014: 3-4.

[4] Moch H, Cubilla AL, Humphrey PA, et al. The 2016 WHO classification of tumours of the urinary system and male genital organs—part a: renal, penile, and testicular tumours. *Eur Urol*, 2016, 70(1): 93-105.

[5] 唐彩银, 李瑗, 张继, 等. CT 纹理分析在肾脏透明细胞癌分级的临床应用. *医学理论与实践*, 2019, 32(21): 3416-3418, 3409.

[6] Lambin P, Rios-Velazquez E, Leijenaar R, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis. *Eur J Cancer*, 2012, 48(4): 441-446.

[7] Lam JS, Klatte T, Breda A. Staging of renal cell carcinoma: Current concepts. *Indian J Urol*, 2009, 25(4): 446-454.

[8] 孙航, 李宏, 张亭亭, 等. Radiomics 方法研究应用进展. *肿瘤*, 2017, 37(10): 1092-1099.

[9] Balagurunathan Y, Gu Y, Wang H, et al. Reproducibility and prognosis of quantitative features extracted from CT images. *Transl Oncol*, 2014, 7(1): 72-87.

[10] 孙钢. 放射组学的兴起及其在消化系统肿瘤中的应用. *中华消化病与影像杂志(电子版)*, 2017, 7(4): 145-149.

[11] Li ZC, Zhai G, Zhang J, et al. Differentiation of clear cell and non-clear cell renal cell carcinomas by all-relevant radiomics features from multiphase CT: a VHL mutation perspective[J]. *Eur Radiol*, 2019,29(8):3996 - 4007.

[12] Kocak B, Yardimeci AH, Bektas CT, et al. Textural differences between renal cell carcinoma subtypes: machine learning-based quantitative computed tomography texture analysis with independent external validation[J]. *Eur J Radiol*, 2018,107:149 - 157.

[13] Goyal A, Razik A, Kandasamy D, et al. Role of MR texture analysis in histological subtyping and grading of renal cell carcinoma: a preliminary study[J]. *Abdom Radiol(NY)*, 2019,44(10):3336 - 3349.

[14] Coy H, Young JR, Pantuck AJ, et al. Association of tumor grade, enhancement on multiphasic CT and microvessel density in patients with clear cell renal cell carcinoma[J]. *Abdom Radiol(NY)*, 2020, 45(10):3184 - 3192.

[15] Shu J, Wen D, Xi Y, et al. Clear cell renal cell carcinoma: machine learning-based computed tomography radiomics analysis for the prediction of WHO/ISUP grade[J]. Eur J Radiol, 2019,121:108738.

[16] Cui E, Li Z, Ma C, et al. Predicting the ISUP grade of clear cell renal cell carcinoma with multiparametric MR and multiphase CT radiomics [J]. Eur Radiol, 2020,30(5):2912 – 2921.

作者简介:

刘东权(1980—),男,本科,副主任医师,放射科副主任,主要研究方向为CT检查、智能诊断;牛春鹏(1986—),男,本科,主治医师,主要研究方向为CT检查及诊断;王伟根(1978—男,本科,主任医师,主要研究方向为CT检查及诊断.

基金项目:

宁波市公益类科技计划(2022S048),宁波市医学科技计划项目(2021Y71).