

# 增强CT在胸腺瘤鉴别诊断中的研究进展

杨童, 张诚\*, 吴庆琛\*

重庆医科大学附属第一医院胸心外科, 重庆

收稿日期: 2026年1月3日; 录用日期: 2026年1月28日; 发布日期: 2026年2月6日

## 摘要

胸腺瘤作为前纵隔最常见的原发性肿瘤, 约占该区域肿瘤的50%。目前, 增强CT (CECT) 虽是评估其解剖位置、形态特征及侵袭性的主要影像学手段, 但在临床实践中仍面临挑战。胸腺瘤的影像特征常与高密度胸腺囊肿、淋巴瘤等存在重叠, 导致了较高的误诊率。据报道, 临床上不必要的胸腺切除率高达22%~68%。针对常规增强CT的局限, 定量影像分析、影像组学及深度学习等新兴技术为提升诊断精度提供了新思路。本文将重点综述这些技术在基于增强CT的胸腺瘤鉴别诊断中的研究进展与临床应用价值。

## 关键词

胸腺瘤, 鉴别诊断, 增强CT, 影像学, 机器学习, 深度学习

# Research Progress of Contrast-Enhanced CT in the Differential Diagnosis of Thymoma

Tong Yang, Cheng Zhang\*, Qingchen Wu\*

Department of Cardiovascular Surgery, The First Affiliated Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing

Received: January 3, 2026; accepted: January 28, 2026; published: February 6, 2026

## Abstract

Thymoma is the most common primary neoplasm of the anterior mediastinum, accounting for approximately 50% of tumors in this region. Currently, although contrast-enhanced computed tomography (CECT) serves as the primary imaging modality for evaluating the anatomical location, morphological characteristics, and invasiveness of thymomas, it faces challenges in clinical practice. The imaging features of thymomas frequently overlap with those of high-density thymic cysts, lymphomas, and other entities, resulting in a high rate of misdiagnosis. It has been reported that the

\*通讯作者。

rate of unnecessary thymectomies ranges from 22% to 68%. To address the limitations of conventional CECT, emerging technologies such as quantitative imaging analysis, radiomics, and deep learning have provided new approaches to enhance diagnostic accuracy. This article reviews the research progress and clinical utility of these technologies in the CECT-based differential diagnosis of thymomas.

## Keywords

Thymoma, Differential Diagnosis, Contrast-Enhanced Computed Tomography, Medical Imaging, Machine Learning, Deep Learning

Copyright © 2026 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

胸腺瘤是前纵隔主要的肿瘤类型，约占成人前纵隔肿块 47%~50%。该肿瘤起源于胸腺上皮细胞，以局部侵袭和胸膜播散为主要特征，远处转移相对罕见[1]。流行病学数据显示，发病高峰集中在 40 至 60 岁，无明显性别差异[2]。临床表现方面，约三分之一的患者没有症状，常在胸部 CT 检查时偶然发现。有症状的患者主要表现为胸痛、呼吸困难或咳嗽。因此早期精准识别对胸腺瘤的诊疗决策至关重要[3]。此外，约 30%~50% 的胸腺瘤患者会并发重症肌无力(MG)或其他自身免疫性疾病(如低丙种球蛋白血症)等副肿瘤综合征，严重影响患者的生活质量[4][5]。研究证实，手术切除不仅是治疗肿瘤的首选，也在一定程度上能缓解 MG 等并发症，显著减轻患者症状并减少药物依赖[6]。在组织学上，胸腺瘤由肿瘤性上皮细胞和非肿瘤性淋巴细胞组成。世界卫生组织(WHO)根据肿瘤性上皮细胞的形态及淋巴细胞的比例，将其分为 A、AB、B1、B2、B3 五种主要亚型[7]。这种分类与肿瘤的临床表现和预后密切相关，我们普遍将 A、AB 和 B1 型的胸腺瘤作为低危型而 B2 和 B3 型的胸腺瘤则被视为高危型。在预后评估方面，尽管近年来有文献支持 TNM 分期适合胸腺上皮肿瘤，但 Masaoka-Koga 分期系统依然是主流标准。该系统根据包膜的完整性和侵袭范围对肿瘤进行分类，与患者生存率高度相关。术前影像学的诊断往往会对患者的治疗方式造成很大的影响[8]-[10]。增强 CT (CECT) 的原理是利用碘造影剂对 X 射线的衰减差异，造影剂能根据组织的血管分布、灌注和毛细血管通透性，暂时改变组织密度，从而提高病变的检出率，能够更好地发现和识别胸腺瘤，是评估肿瘤形态和侵袭性的首选方法。相比之下，化学位移 MRI 虽在区分胸腺增生与胸腺瘤方面表现优异，但因扫描时间长、患者耐受性差而应用受限[11]-[13]。PET-CT 也有助于风险分层，但受限于高昂费用及在良恶性鉴别上的特异性不足，其临床应用不如 CECT 广泛[14]。尽管 MRI 在软组织分辨率上具有优势，PET-CT 在代谢评估上表现突出，但由于扫描时间长、成本高以及伪影干扰等因素，它们通常仅作为补充手段，而非一线首选。相比之下，CECT 凭借其极高的普及率、快速的成像速度以及对钙化、血管侵犯的清晰显示，在当前的临床诊疗路径中扮演着不可替代的“守门人”角色。它不仅是发现前纵隔病变的首要关口，也是后续决定是否需要进一步 MRI/PET 检查或直接手术的关键决策点。

但是，CECT 并不能完美解决胸腺瘤的鉴别问题，非典型胸腺瘤病例的诊断仍然面临挑战。研究显示，由于影像特征重叠，高密度胸腺囊肿、胸腺增生及淋巴瘤等常被误诊为胸腺瘤，非治疗性胸腺切除率在一些报道中甚至高达 68%。这表明我们需要更精准的模型参与胸腺瘤的鉴别诊断，以减少不必要的手术[15]-[18]。与此同时，一些研究通过将影像学的特征与胸腺瘤的组织病理学相结合，有助于手术时机

的把握，我们将这些内容一同讨论。

## 2. 常规 CT 征象优化与定量指标创新

尽管增强 CT 在临床上应用广泛，其在胸腺瘤的鉴别中仍面临巨大挑战。为了找到有效的鉴别生物标志物，研究人员通常需要遵循标准化的分析流程：基于重采样图像勾画感兴趣区(ROI)，提取特征后通过 Student's t 检验等统计学方法筛选差异性指标，进而利用逻辑回归或随机森林构建诊断模型，并以 AUC 等指标量化评估。

在具体形态学征象研究中，常规 CT 的定性特征(如单侧生长、边界光滑、渐进性强化多见于胸腺瘤)有一定鉴别意义，但存在重叠。Zhonggao 等人分析发现，对于小于 3cm 的病变，如果呈现“三角形”或“泪滴状”轮廓，且纵隔-胸膜界面平直，诊断为胸腺囊肿的特异度高达 95% [19]。此外，CT 特征与病理分级(WHO 分类)及分期(Masaoka-Koga)密切相关[20] [21]。多项研究指出，带有锐角的“分叶状”轮廓与肺或心包侵袭高度相关，特异度可达 93%~98% [22] [23]。在胸腺瘤的预后预测方面，Yudai 等发现钙化组的复发率更高(16.1% vs. 7.7%)，5 年无复发生存率(RFS)更低(82.9% vs. 91.1%)，并且单因素分析显示，钙化是 Masaoka III/IV 期的预测因子[24]。这些形态学的特征往往提示肿瘤具有更强的侵袭性，更可能在术后出现复发转移，通常需要正中开胸手术才能完整切除肿瘤，减少复发转移可能性[11]。近年来在胸腺瘤的 CECT 鉴别诊断中，研究重心已逐渐从依赖形态学特征(如边界、坏死、淋巴结肿大等)转向探索定量参数。在定量指标方面，胸腺囊肿常因富含蛋白质内容物、出血或感染，其 CT 值常高于一般囊肿(>20 HU)，接近胸腺瘤密度，这是导致术前其被误诊为实性肿瘤的主要原因之一[25]。CT 衰减差值( $\Delta$ CT，即平扫与增强后的差值)是一个关键指标，Li 等人建立了一个临界值，即增强后 CT 衰减值大于 31.2 HU 可有效区分小胸腺瘤(直径小于 3 cm)与高密度囊肿，在这一研究中，通过结合肿块位于左侧、密度不均、轮廓分叶等特征，更加支持小型胸腺瘤的诊断，敏感性为 92.3%，特异性为 82.4%，AUC 值可达到 0.814 [26]。同样在增强 CT 衰减值的研究中，Guo 等回顾性分析了 110 例患者，发现虽然高、低危胸腺瘤在动静脉期 CT 值及  $\Delta$ CT 值上无显著差异，但高危组的瘤周结节长径显著大于低危组，提示瘤周特征在风险分层中的潜在价值[27]。Yamazaki 等通过增强 CT 的三维重建并计算分析其球形度(接近球体的程度, 0~1)、椭球度(肿瘤体积与最佳拟合椭球体积之比, 1 表示完美椭球或球体)、离散紧密度(接触表面积与最大接触表面积之比, 0~1)对高低风险的胸腺瘤进行鉴别，结果显示低风险组的球形度(中位数 0.566 vs. 0.517)和椭球度(0.941 vs. 0.875)显著高于高风险组，AUC 值分别为 0.704 和 0.712 [28]。近年来，CT 能谱成像在肿瘤的鉴别诊断中同样受到广泛关注，通过利用材料分解重建技术进行能谱 CT 成像，将传统的衰减数据转化为有效的材料密度数据，例如碘和水这两种物质的密度数据，充分运用这些优势，使得胸腺瘤在与前纵隔淋巴瘤的鉴别中取得不错的成果，Xie 等的研究表明，CT 能谱成像提供的定量参数——特别是静脉期标准化碘浓度(NIC)和动脉期能谱曲线斜率( $\lambda$ HU)——能有效区分胸腺瘤和前纵隔淋巴瘤。其诊断效能(如联合参数敏感性 79.2%，特异性 93.3%)优于传统的定性分析(敏感性 68%，特异性 73%)，为术前无创鉴别提供了更客观的影像学依据[29]。这些基于传统征象和定量指标的方法，为手术规划和预后判断提供了非侵入性的依据。

## 3. 影像组学解码微观异质性

影像组学能提取肉眼无法识别的微观纹理特征(如灰度共生矩阵 GLCM、灰度游程矩阵 GLRLM 等)。这些特征反映了肿瘤内部细胞排列的混乱程度和微环境的差异(即肿瘤异质性)，能够捕捉到像素间灰度变化的细微空间关系。传统影像报告常常使用“形态不规则”“强化明显”等模糊的定性描述。这些描述受医生主观影响较大，不同医生之间的一致性较差，而影像组学将图像特征转化为高维数据。通过算法

筛选出的特征是数学定义的, 具有高度的客观性和可重复性。这使得诊断标准从“经验判断”转变为“数据阈值”, 减少了人为误差[30]。更重要的是, 影像组学可以从感兴趣区(ROI)中一次性提取数百甚至数千个特征, 即高通量特征, 为进一步了解肿瘤的影像学差异提供机会[31]-[33]。标准的影像组学流程涵盖图像获取与标准化预处理、高通量特征提取(包括形状、一阶统计及高阶纹理特征)、基于 LASSO 回归等算法的特征降维筛选, 以及最终的多模型构建与验证。影像组学的优势源于其数据驱动、量化、高通量的特性, 使其能够深度挖掘并整合隐藏在医学图像中的、超越人眼感知的病理生理信息。这使其在复杂病变的鉴别诊断、风险分层和个性化治疗规划中展现出巨大潜力, 成为传统影像学视觉评估的重要补充和提升。

在胸腺瘤的鉴别诊断中, 影像组学发挥了巨大的优势, 通过对影像学中一阶统计、形态学、纹理和小波特征的提取和筛选, 可实现鉴别良恶性和鉴别胸腺瘤的危险度等功能。在 WHO 病理分型预测方面, 在 Ohira 等人的研究中, 通过 LASSO 筛选出的 7 个最重要的特征为: GLCM 同质性、GLCM 能量、紧密度、大区域高灰度强调、实性度、短轴长度和峰度。实性度和 GLCM 能量被证明为独立预测因子, 校正性别差异后 AUC 高达 0.921 (95% CI: 0.82~0.97), 特异性达到 100%, 敏感性为 62.5% [31]。但该模型的入组患者数据量较少, 仅 61 例, 且仅使用单中心数据进行内部验证而缺乏多中心的外部验证, 未来需要在更大规模、多中心的外部队列中进行验证以评估其模型效能。针对 Masaoka-Koga 分期及风险分层, Liang 等利用 CT 影像组学特征及其在不同扫描时相(平扫、动脉期、静脉期)间的差异特征, 结合三种机器学习算法(XGBoost、随机森林、多层感知机 MLP)分别对六个特征集(三个时相和三个差异特征集)进行训练, 得到六个基础影像模型[34]。将六个基础模型的输出作为新特征, 再使用 XGBoost 作为元学习器, 整合这些特征, 构建融合影像组学模型, 其在内部验证集中 AUC 达到 0.967~0.983, 但该研究仍存在样本量小以及缺乏外部验证的问题。而在鉴别诊断方面, Huang 等从三家独立机构(昆明医科大学第一附属医院、云南省肿瘤医院、浙江大学医学院附属第二医院)收集前纵隔患者数据并使用机器学习算法构建模型, 使其在淋巴瘤和无重症肌无力和钙化的胸腺瘤的鉴别诊断中起到辅助作用, 最终模型中球形度、Imc2 和 GLNU 这三个关键影像组学特征显示出重要的鉴别价值, 在外部验证集中, AUC 和敏感性分别为 0.798 和 0.760 [32]。虽然机器学习在胸腺瘤鉴别诊断的应用中非常广泛, 但绝大多数研究是回顾性、单中心的, 样本量有限(通常仅有几十到一百多例), 这增加了模型过拟合的风险, 并严重限制了其结果的外部有效性和泛化能力; 且模型训练高度依赖放射科医生手动勾画 ROI, 这个过程耗时、费力, 并存在观察者间差异; 内部验证(如交叉验证)虽常用, 但独立的外部验证在许多研究中缺失, 无法真正评估模型的泛化性能 [35]。接下来, 我们仍需要进行多中心、大样本量的前瞻性研究, 以此来验证模型的稳定性、减少选择偏倚, 并评估其在真实世界不同人群和医疗环境中的表现, 同时也需要开发更精准、高效的全自动或半自动肿瘤分割算法, 减少对人工标注的依赖, 提高工作效率。

#### 4. 深度学习驱动的智能诊断

深度学习(DL)作为一种强大的工具, 已在处理图像等非结构化数据方面取得了突破, 相较于机器学习需要人为定义特征, 深度学习网络能自动学习到图像中极其微小、抽象、非线性的高维特征, 这些往往是人眼无法识别的, 在数据量充足的情况下, 深度学习的准确率通常高于传统机器学习[36]-[39]。构建用于胸腺瘤鉴别的典型深度模型流程包括: 基于 nnU-Net 等网络的 ROI 自动分割、利用 3D-ResNet 或 DenseNet 提取深层特征、通过注意力机制(Attention Mechanism)融合多尺度或多模态信息, 最后经全连接层输出风险概率[40]。

近年来, 人工智能发展迅速, 而深度学习作为人工智能的基石, 在肿瘤鉴别诊断领域成果显著。在胸腺瘤的研究中, 虽然由于其发病率低导致数据量较少, 但通过迁移学习和数据增强等方式, 深度学习

也同样展现出巨大优势。在深度学习的主流模型开发中, Yang 等采用 3D-DenseNet 模型处理胸腺瘤的三维体积数据, 同时比较了矩形框标注法和精准标注法的模型性能, 研究表明小样本研究中, 深度学习模型在验证集上取得了显著优于传统方法的性能, AUC 达到 0.773 [33]。这展示了深度学习在术前分期和并发症预测中的潜力。且在胸腺瘤这类发病率较低、样本量有限的研究中, 尽管分割标注更耗时, 但其提供的精确 ROI 能带来更好的模型性能。同样的, Liu 等采用 182 例来自中山大学附属第一医院的胸腺瘤患者作为训练集, 对比了机器学习及基于 3D-DenseNet 构建的深度学习模型的模型性能, 3D DenseNet 深度学习模型的内部测试 AUC = 0.734, 表现优于其他五个机器学习模型, 更有意义的是, 该研究同时构建了基于传统影像特征和深度学习特征构建的融合模型, 在由 48 例中山大学孙逸仙纪念医院的独立患者构建的外部验证集中, 融合模型取得了最优结果, 证实了融合模型的可靠性与泛化能力, 其外部测试集的 AUC 为 0.730, 准确率 73.2% [41]。尽管基于 3D 图像构建的深度学习模型的空间上下文更丰富, 能够获取层间信息以及更宏观的特征, 但在小样本条件下易发生过拟合, 在外部验证集的效果较差, 且暂无大型的预训练模型导致训练成本极高, 因此基于 2D 或 2.5D 切片的轻量化模型在特定场景下更具优势。Yoshida 等采用基于 VGG16 的微调二维卷积神经网络, 充分运用数据增强和五折交叉验证的方式, 并直接比较了人机协作与独立诊断的效果, 最终开发的深度学习模型在胸腺瘤风险分类上的诊断性能与放射科医生相当, 深度模型整体准确率为 71.3%, AUC 为 0.69, 使用 DL 模型辅助后, 三位放射科医生的诊断性能(AUC、准确率)均有小幅提升, 但均无统计学显著差异[42]。但这一定程度上解决了胸腺瘤的 WHO 病理分型在术前难以确定的临床难点。DL 的另一核心优势在于全流程自动化, 在机器学习中, 勾画 ROI 耗费了大量的工作时间和精力, 且随着数据量的增长, 前期工作的准备时间也相应增加, 深度学习能够实现端到端自动化, Liu 等使用 nnU-Net 网络在 117 例手动标注的 CT 图像上进行 5 折交叉验证训练, 实现肿瘤区域的自动三维分割, 交叉验证的平均 Dice 系数为 0.910, 有效解决了人工勾画耗时且一致性差的难题。随后分别利用 3D ResNet50 模型和 2D 深度模型, 从分割出的肿瘤区域(ROI)中提取 3D 深度学习特征和 2D 深度学习特征, 最终实现了自动、准确地区分胸腺瘤的高风险与低风险亚型, 其中 3D 深度学习模型的性能显著优于传统的放射组学模型和基于 2D 特征的深度模型, AUC 为 0.893, 准确率 83.3% [43]。我们将部分深度学习的内容陈列在表 1 中。深度学习在胸腺瘤的鉴别诊断和风险分层中展现出高准确性、客观性和处理高维信息的能力, 潜力巨大。然而, 其临床转化面临可解释性差、数据量不足、泛化能力有限等核心挑战。

**Table 1.** Summary of partial deep learning applications in thymoma research

**表 1.** 部分深度学习在胸腺瘤研究中的应用汇总

文章	作者	训练集大小	测试集 AUC	测试集 ACC	临床任务
Development of a deep learning model for classifying thymoma as Masaoka-Koga stage I or II via preoperative CT images.	Lei Yang	174	0.773	0.771	术前分期
3D DenseNet deep learning based preoperative computed tomography for detecting myasthenia gravis in patients with thymoma	Zhenguo Liu	182	0.730	0.732	病理分型
Differential diagnosis between low-risk and high-risk thymoma: Comparison of diagnostic performance of radiologists with and without deep learning model.	Yuriko Yoshida	159	0.690	0.719	病理分型
Deep learning for risk stratification of thymoma pathological subtypes based on preoperative CT images	Wei Liu	147	0.893	0.833	病理分型

## 5. 讨论

胸腺瘤的术前诊断依然是临床难点。由于发病率相对较低，误诊风险增加，常导致患者接受不必要的手术。这不仅给患者带来身体创伤和经济负担，也造成了医疗资源的浪费。因此，对于胸腺瘤精准、无创且高效的术前鉴别诊断极其重要。在多种影像学模态中，CECT 始终占据着临床决策的核心位置。虽然 MRI 和 PET-CT 提供了多维度的补充信息，但 CECT 作为“守门人”，其标准化的影像数据是目前开展定量分析、影像组学及深度学习研究最主要且最稳健的基石。本文回顾了三大主要研究方向：基于形态学与定量指标的 CT 分析、基于高通量特征挖掘的影像组学，以及端到端智能化的深度学习诊断模型。尽管现有技术在鉴别诊断和风险分层中展现了高准确性，但其临床转化仍面临核心瓶颈：1) 数据孤岛效应：多数研究受限于单中心小样本，缺乏多中心外部验证，导致模型泛化能力存疑；2) “黑箱”性质：尤其是深度学习模型，其可解释性差，难以获得临床医生的完全信任；3) 缺乏前瞻性证据：现有证据多源于回顾性分析，缺乏高质量的前瞻性临床试验验证。未来研究应致力于构建多中心、大样本的共享数据库，开发兼具高精度与可解释性的融合模型，并推动从回顾性验证向通过前瞻性临床试验的跨越，最终实现胸腺瘤的无创、精准及个性化诊疗。

## 参考文献

- [1] Roden, A.C., Ahmad, U., Cardillo, G., Girard, N., Jain, D., Marom, E.M., *et al.* (2022) Thymic Carcinomas—A Concise Multidisciplinary Update on Recent Developments from the Thymic Carcinoma Working Group of the International Thymic Malignancy Interest Group. *Journal of Thoracic Oncology*, **17**, 637-650. <https://doi.org/10.1016/j.jtho.2022.01.021>
- [2] Gerber, T.S., Strobl, S., Marx, A., Roth, W. and Porubsky, S. (2023) Epidemiology of Thymomas and Thymic Carcinomas in the United States and Germany, 1999-2019. *Frontiers in Oncology*, **13**, Article 1308989. <https://doi.org/10.3389/fonc.2023.1308989>
- [3] Fang, W., Yu, Z., Chen, C., Chen, G., Chen, K., Fu, J., *et al.* (2024) China Anti-Cancer Association Guidelines for the Diagnosis, Treatment, and Follow-Up of Thymic Epithelial Tumors (2023). *Mediastinum*, **8**, Article 27. <https://doi.org/10.21037/med-23-54>
- [4] Thomas, C.R., Wright, C.D. and Loehrer, P.J. (1999) Thymoma: State of the Art. *Journal of Clinical Oncology*, **17**, 2280-2280. <https://doi.org/10.1200/jco.1999.17.7.2280>
- [5] Nelke, C., Stascheit, F., Eckert, C., Pawlitzki, M., Schroeter, C.B., Huntemann, N., *et al.* (2022) Independent Risk Factors for Myasthenic Crisis and Disease Exacerbation in a Retrospective Cohort of Myasthenia Gravis Patients. *Journal of Neuroinflammation*, **19**, Article No. 89. <https://doi.org/10.1186/s12974-022-02448-4>
- [6] Chiappetta, M., Zanfrini, E., Giraldi, L., Mastromarino, M.G., Petracca-Ciavarella, L., Nachira, D., *et al.* (2019) Prognostic Factors after Treatment for Iterative Thymoma Recurrences: A Multicentric Experience. *Lung Cancer*, **138**, 27-34. <https://doi.org/10.1016/j.lungcan.2019.09.024>
- [7] Marx, A., Chan, J.K.C., Chalabreysse, L., Dacic, S., Detterbeck, F., French, C.A., *et al.* (2022) The 2021 WHO Classification of Tumors of the Thymus and Mediastinum: What Is New in Thymic Epithelial, Germ Cell, and Mesenchymal Tumors? *Journal of Thoracic Oncology*, **17**, 200-213. <https://doi.org/10.1016/j.jtho.2021.10.010>
- [8] Detterbeck, F.C., Nicholson, A.G., Kondo, K., Van Schil, P. and Moran, C. (2011) The Masaoka-Koga Stage Classification for Thymic Malignancies: Clarification and Definition of Terms. *Journal of Thoracic Oncology*, **6**, S1710-S1716. <https://doi.org/10.1097/jto.0b013e31821e8cff>
- [9] Detterbeck, F.C., Stratton, K., Giroux, D., Asamura, H., Crowley, J., Falkson, C., *et al.* (2014) The IASLC/ITMIG Thymic Epithelial Tumors Staging Project: Proposal for an Evidence-Based Stage Classification System for the Forthcoming (8th) Edition of the TNM Classification of Malignant Tumors. *Journal of Thoracic Oncology*, **9**, S65-S72. <https://doi.org/10.1097/jto.0000000000000290>
- [10] Basse, C., Gagnepain, E., Chalabreysse, L., *et al.* (2025) Stage Shift from Masaoka-Koga to Ninth TNM System in Thymic Epithelial Tumors. *ESMO Rare Cancers*, **4**, Article 100027. <https://doi.org/10.1016/j.esmorc.2025.100027>
- [11] Strange, C.D., Ahuja, J., Shroff, G.S., Truong, M.T. and Marom, E.M. (2022) Imaging Evaluation of Thymoma and Thymic Carcinoma. *Frontiers in Oncology*, **11**, Article 810419. <https://doi.org/10.3389/fonc.2021.810419>
- [12] Carter, B.W., Benveniste, M.F.K., Truong, M.T., *et al.* (2015) State of the Art: MR Imaging of Thymoma. *Magnetic*

*Resonance Imaging Clinics of North America*, **23**, 165-177.

- [13] Zhou, Q., Huang, X., Xue, C. and Zhou, J. (2022) Correlation of Clinical and Computed Tomography Features of Thymic Epithelial Tumours with World Health Organization Classification and Masaoka-Koga Staging. *European Journal of Cardio-Thoracic Surgery*, **61**, 742-748. <https://doi.org/10.1093/ejcts/ezab349>
- [14] Scagliori, E., Evangelista, L., Panunzio, A., Calabrese, F., Nannini, N., Polverosi, R., *et al.* (2015) Conflicting or Complementary Role of Computed Tomography (CT) and Positron Emission Tomography (PET)/CT in the Assessment of Thymic Cancer and Thymoma: Our Experience and Literature Review. *Thoracic Cancer*, **6**, 433-442. <https://doi.org/10.1111/1759-7714.12197>
- [15] 蒋斌诚, 许宁, 谷志涛, 等. 非治疗性胸腺切除术及胸腺切除的影响[J/OL]. 中国胸心血管外科临床杂志: 1-7. <https://link.cnki.net/urlid/51.1492.R.20240409.1040.036>, 2024-04-11.
- [16] Kooshesh, K.A., Foy, B.H., Sykes, D.B., Gustafsson, K. and Scadden, D.T. (2023) Health Consequences of Thymus Removal in Adults. *New England Journal of Medicine*, **389**, 406-417. <https://doi.org/10.1056/nejmoa2302892>
- [17] Kent, M.S., Wang, T., Gangadharan, S.P. and Whyte, R.I. (2014) What Is the Prevalence of a “Nontherapeutic” Thymectomy? *The Annals of Thoracic Surgery*, **97**, 276-282. <https://doi.org/10.1016/j.athoracsur.2013.07.121>
- [18] Ackman, J.B., Verzosa, S., Kovach, A.E., Louissaint, A., Lanuti, M., Wright, C.D., *et al.* (2015) High Rate of Unnecessary Thymectomy and Its Cause. Can Computed Tomography Distinguish Thymoma, Lymphoma, Thymic Hyperplasia, and Thymic Cysts? *European Journal of Radiology*, **84**, 524-533. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2014.11.042>
- [19] Jin, Z.G., Wu, Y.J., Wang, Y.F., Pu, Z.T., Wang, J., *et al.* (2018) Multislice Computed Tomography Performance in Differential Diagnosis of High-Density Thymic Cyst and Thymoma in Lesions Less than 3 cm. *Thoracic Cancer*, **9**, 1300-1304. <https://doi.org/10.1111/1759-7714.12840>
- [20] Zhao, Y., Chen, H., Shi, J., Fan, L., Hu, D. and Zhao, H. (2015) The Correlation of Morphological Features of Chest Computed Tomographic Scans with Clinical Characteristics of Thymoma. *European Journal of Cardio-Thoracic Surgery*, **48**, 698-704. <https://doi.org/10.1093/ejcts/ezu475>
- [21] Lichtenberger, J.P., Carter, B.W., Fisher, D.A., Parker, R.F. and Peterson, P.G. (2021) Thymic Epithelial Neoplasms. *Radiologic Clinics of North America*, **59**, 169-182. <https://doi.org/10.1016/j.rcl.2020.11.005>
- [22] Tanaka, K., Suzuki, H., Inage, T., Ito, T., Sakairi, Y. and Yoshino, I. (2024) Lobulated Tumor Contour as a Predictor of Preoperative Tumor Invasion of the Lung or Pericardium in Thymoma Patients. *Surgery Today*, **54**, 162-167. <https://doi.org/10.1007/s00595-023-02719-4>
- [23] Green, D.B., Eliades, S., Legasto, A.C., Askin, G., Port, J.L. and Gruden, J.F. (2019) Multilobulated Thymoma with an Acute Angle: A New Predictor of Lung Invasion. *European Radiology*, **29**, 4555-4562. <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06059-1>
- [24] Yudai, M., Takashi, K., Hiroto, I., Eriko, F., Toru, K., Naoko, O., *et al.* (2024) The Role of Calcification in Predicting Invasion of Thymoma to Adjacent Organs. *Surgery Today*, **54**, 1154-1161. <https://doi.org/10.1007/s00595-024-02826-w>
- [25] Glazer, H.S., Molina, P.L., Siegel, M.J. and Sagel, S.S. (1991) High-Attenuation Mediastinal Masses on Unenhanced CT. *American Journal of Roentgenology*, **156**, 45-50. <https://doi.org/10.2214/ajr.156.1.1898569>
- [26] Li, X., Han, X., Sun, W., Wang, M., Jing, G. and Zhang, X. (2016) Preoperative Misdiagnosis Analysis and Accurate Distinguish Intrathymic Cyst from Small Thymoma on Computed Tomography. *Journal of Thoracic Disease*, **8**, 2086-2092. <https://doi.org/10.21037/jtd.2016.07.83>
- [27] Guo, W., Yao, Y. and Wang, X.H. (2019) CT Quantitative Characteristics of Peritumoral Nodule in Predicting Invasiveness of Thymoma. *National Medical Journal of China*, **99**, 2932-2934.
- [28] Yamazaki, M., Oyanagi, K., Umezumi, H., Yagi, T., Ishikawa, H., Yoshimura, N., *et al.* (2020) Quantitative 3D Shape Analysis of CT Images of Thymoma: A Comparison with Histological Types. *American Journal of Roentgenology*, **214**, 341-347. <https://doi.org/10.2214/ajr.19.21844>
- [29] Xie, Y., Zhang, S., Liu, J., Liang, X., Zhang, X., Zhang, Y., *et al.* (2019) Value of CT Spectral Imaging in the Differential Diagnosis of Thymoma and Mediastinal Lymphoma. *The British Journal of Radiology*, **92**, Article 20180598. <https://doi.org/10.1259/bjr.20180598>
- [30] Mayerhoefer, M.E., Materka, A., Langs, G., *et al.* (2020) Introduction to Radiomics. *Journal of Nuclear Medicine*, **61**, 488-495.
- [31] Ohira, R., Yanagawa, M., Suzuki, Y., Hata, A., Miyata, T., Kikuchi, N., *et al.* (2022) CT-Based Radiomics Analysis for Differentiation between Thymoma and Thymic Carcinoma. *Journal of Thoracic Disease*, **14**, 1342-1352. <https://doi.org/10.21037/jtd-21-1948>
- [32] Huang, X., Wang, X., Liu, Y., Wang, Z., Li, S. and Kuang, P. (2024) Contrast-Enhanced CT-Based Radiomics Differentiate Anterior Mediastinum Lymphoma from Thymoma without Myasthenia Gravis and Calcification. *Clinical*

- Radiology*, **79**, e500-e510. <https://doi.org/10.1016/j.crad.2023.12.017>
- [33] Yang, L., Cai, W., Yang, X., Zhu, H., Liu, Z., Wu, X., *et al.* (2020) Development of a Deep Learning Model for Classifying Thymoma as Masaoka-Koga Stage I or II via Preoperative CT Images. *Annals of Translational Medicine*, **8**, 287-287. <https://doi.org/10.21037/atm.2020.02.183>
- [34] Liang, Z., Li, J., Tang, Y., Zhang, Y., Chen, C., Li, S., *et al.* (2024) Predicting the Risk Category of Thymoma with Machine Learning-Based Computed Tomography Radiomics Signatures and Their Between-Imaging Phase Differences. *Scientific Reports*, **14**, Article No. 19215. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-69735-3>
- [35] Kayi Cangir, A., Orhan, K., Kahya, Y., Özakıncı, H., Kazak, B.B., Konuk Balcı, B.M., *et al.* (2021) CT Imaging-Based Machine Learning Model: A Potential Modality for Predicting Low-Risk and High-Risk Groups of Thymoma: “Impact of Surgical Modality Choice”. *World Journal of Surgical Oncology*, **19**, Article No. 147. <https://doi.org/10.1186/s12957-021-02259-6>
- [36] Tran, K.A., Kondrashova, O., Bradley, A., *et al.* (2021) Deep Learning in Cancer Diagnosis, Prognosis and Treatment Selection. *Genome Medicine*, **13**, Article 152.
- [37] Chen, X.X., Wang, X.M., Zhang, K., Fung, K.M., *et al.* (2022) Recent Advances and Clinical Applications of Deep Learning in Medical Image Analysis. *Medical Image Analysis*, **79**, Article 102444.
- [38] Chartrand, G., Cheng, P.M., Vorontsov, E., Drozdal, M., Turcotte, S., Pal, C.J., *et al.* (2017) Deep Learning: A Primer for Radiologists. *RadioGraphics*, **37**, 2113-2131. <https://doi.org/10.1148/rg.2017170077>
- [39] LeCun, Y., Bengio, Y. and Hinton, G. (2015) Deep Learning. *Nature*, **521**, 436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- [40] Mongan, J., Moy, L. and Kahn, C.E. (2020) Checklist for Artificial Intelligence in Medical Imaging (CLAIM): A Guide for Authors and Reviewers. *Radiology: Artificial Intelligence*, **2**, e200029. <https://doi.org/10.1148/ryai.2020200029>
- [41] Liu, Z., Zhu, Y., Yuan, Y., Yang, L., Wang, K., Wang, M., *et al.* (2021) 3D DenseNet Deep Learning Based Preoperative Computed Tomography for Detecting Myasthenia Gravis in Patients with Thymoma. *Frontiers in Oncology*, **11**, Article 631964. <https://doi.org/10.3389/fonc.2021.631964>
- [42] Yoshida, Y., Yanagawa, M., Sato, Y., Miyata, T., Kawata, A., Hata, A., *et al.* (2024) Differential Diagnosis between Low-Risk and High-Risk Thymoma: Comparison of Diagnostic Performance of Radiologists with and without Deep Learning Model. *Acta Radiologica Open*, **13**, Article 20584601241288509. <https://doi.org/10.1177/20584601241288509>
- [43] Liu, W., Wang, W., Guo, R., Zhang, H. and Guo, M. (2024) Deep Learning for Risk Stratification of Thymoma Pathological Subtypes Based on Preoperative CT Images. *BMC Cancer*, **24**, Article No. 651. <https://doi.org/10.1186/s12885-024-12394-4>