

基于 CT 影像的支气管段分支识别算法研究

蔡飞跃

广东 广州 510000

DOI: 10.61369/TACS.2025120055

摘 要：为实现支气管段分支的自动识别与命名，本文提出了一套完整的基于 CT 影像自动段支气管命名算法。算法首先根据 CT 影像利用深度学习模型分割气道和中心线提取，然后基于拓扑结构和几何特征进行分支识别。在此基础上，通过匹配标准命名体系实现自动命名。实验结果表明，该算法在 24 例肺部 CT 测试数据上命名准确率达到 90.04%，显著优于人工或者半自动方法。研究结果可为支气管镜导航，病灶定位和术前规划提供可靠的自动化支撑。

关 键 词：段支气管识别；SVM；nnUNet；医学图像分割

Research on Bronchial Segment Branch Identification Algorithm Based on CT Imaging

Cai Feiyue

Guangzhou Guangdong 510000

Abstract： To achieve automatic identification and naming of bronchial segments, this paper proposes a complete automatic bronchial segment naming algorithm based on CT imaging. The algorithm first utilizes a deep learning model to segment the airways and extract the centerline from CT images, followed by branch identification based on topological structure and geometric features. On this basis, automatic naming is realized by matching with the standard nomenclature system. Experimental results show that the algorithm achieves a naming accuracy of 90.04% on 24 pulmonary CT test datasets, which is significantly superior to manual or semi-automatic methods. The research outcomes can provide reliable automated support for bronchoscopic navigation, lesion localization, and preoperative planning.

Keywords： bronchial segment identification; SVM; nnUNet; medical image segmentation

引言

支气管分支系统的精确命名在肺部疾病诊断、支气管镜导航和术前规划中具有重要意义^[1]。传统方法依赖人工或半自动命名，效率低且一致性差。随着 CT 影像分辨率的提升和人工智能算法的发展，自动支气管命名成为医学影像分析中的热点方向。目前已有算法多基于规则匹配或模板匹配，但在拓扑歧义、结构变异时仍存在较大局限性。医学影像中气道（支气管）分割是实现自动命名的关键基础步骤之一^[2]。本文提出一种结合拓扑建模与几何约束的自动段支气管命名算法，通过树状结构遍历与方向相似度匹配实现支气管的层级识别与自动命名。

一、材料与方法

（一）数据来源与标注

本文实验数据来源于两个部分：公开数据集 ATM22[<https://atm22.grandchallenge.org/>]（Airway Tree Modeling Challenge 2022）数据集和合作医院的临床数据集。ATM22 含约 500 例胸部 CT 影像，含不同厂商、机构及病况（含 COVID-19 病变）样本，分 300 例训练集、50 例验证集、150 例测试集，支气管金标由三位 ≥ 5 年经验专家标注。临床数据集切片层厚 0.5–2.0mm，图像分辨率 0.4–1.0mm，支气管段分支类别经医院医生标注审核。

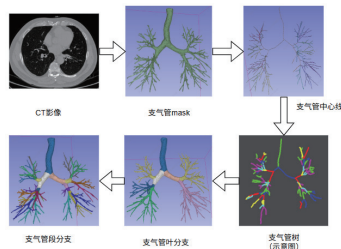


图 1：支气管段分支识别整体技术方案

（二）基于 nnUNet 的支气管分割

本研究针对支气管区域自动分割，采用基于 nnU-Net 框架的 3D 分割模型。该框架具备良好自适应性，可根据输入数据的分辨率、层厚及类别比例自动配置网络结构与训练超参数，无需大量人工调整即可获得较优分割性能^[3]。模型采用 3D U-Net 编码 - 解码架构，编码路径通过多层卷积与下采样提取深层语义特征，解码路径借助上采样与跳跃连接恢复空间分辨率，实现细小支气管分支的精准重建；损失函数采用 Dice 损失与交叉熵损失的加权组合，兼顾小体积支气管召回率与整体分割精度。训练中，批大小和 patch 尺寸由 nnU-Net 根据 GPU 显存自适应确定，优化器选用 AdamW，初始学习率设为 1×10^{-3} 并通过余弦退火策略动态调整，同时采用随机旋转、平移、镜像翻转及强度扰动等数据增强手段，提升模型泛化能力。

（三）支气管中心线提取

完成支气管分割后，为支撑后续分级与命名，本研究采用骨架化方法提取支气管树中心线——该方法在保持目标区域拓扑连通性的前提下，将其细化为单像素（体素）宽曲线，理想骨架需满足保留原始支气管几何拓扑结构、准确反映气道空间路径两项条件^[4]。为提升中心线几何正确性，后续引入系列后处理操作：通过连通性与邻域分析识别并断开支气管黏连区或分叉处的三维闭环，去除环状、球状结构以恢复树状结构^[5]；统计删除长度 < 3–5 mm 的短小末端分支，剔除分割误差或噪声导致的伪分支^[6]；采用三次样条插值进行空间平滑，修正局部不连续或锯齿状段落，保障路径连续与几何平滑^[7]，最终获得拓扑正确、连续平滑的中心线骨架，为后续分级识别与命名提供结构化输入。

（四）构建支气管树结构

1 分叉点检测与分支划分

首先，在提取到的支气管中心线上，识别所有的分叉点与末端点。定义一个中心线体素的邻域度为其在 26 邻域内的连通体素数目，用 deg 表示。当 deg=1 时，表示末端点；当 deg ≥ 3 时，表示分叉点。通过连通性分析，对中心线中相邻体素之间的连通路径进行分割：从末端点或者分叉点出发，沿中心线追踪至下一个分叉点或末端点为止，得到一条完整的分支（branch segment）。每个分支由一组连续的坐标点组成，代表该气道段的几何路径。

2. 分支属性计算

分支划分完成后，需针对每个分支计算多项基本属性：空间坐标序列由骨架体素的三维坐标构成；方向向量通过分支起点至终点的归一化向量定义，用以反映分支的空间走向；分支长度采用累积相邻点间欧式距离的方式计算得出；层级从根节点（主气道）开始逐级递增；父分支与子分支的关系则依据连接点的拓扑关系来确定。

3. 树结构构建

为从分支集合中恢复整体支气管拓扑结构，本研究采用广度优先遍历（Breadth-First Search, BFS）策略自根节点（通常为气管起点）向下构建树结构。具体步骤为：首先进行根节点初始化，将气管主干对应的分支作为树的根节点并标记为第 0 层；随后基于分支端点间的空间邻接性与拓扑连接关系，建立每个分支的子分支集合；接着按照 BFS 顺序，从父节点依次扩展其所有子节点，直至所有分支均被访问；在树构建过程中，同步为每个节点记录空间属性（坐标点集、方向、长度）及拓扑属性（层级、父子关系、节点索引等）。最终得到的支气管树可形式化表示为： $T=(V,E)$ ，其中 $V=\{v_i\}$ 为气道分支集合， $E=\{(v_i, v_j)\}$ 为父子连接边集合，形成一棵有根的有向树。

（五）支气管叶分支识别

本研究依据支气管树空间位置特征与分支拓扑关系，自动分类左右肺叶支气管。先按主支气管分叉方向及分支分布特征，将气管分为左、右主支气管；再结合中心线坐标空间分布与子分支发散方向，划分叶级分支（右肺含上、中、下叶支气管，左肺含上、下叶支气管）。利用分支中心位置、方向向量及与主支气管夹角等几何特征，结合空间聚类与解剖先验信息判断类别，初步分

类后通过拓扑一致性检查，确保叶支气管隶属唯一主分支路径。

（六）支气管段分支识别

1. 特征提取

为充分表征各支气管分支的空间与形态特征，本研究基于中心线点集提取多维几何特征。对于支气管中心线上任意一点，定义方向向量（由分支起始点与该点的坐标差分计算，表征该点方向）、空间坐标（三维坐标，反映全局空间位置）、投影角度（方向向量在横断面 xy 平面的投影角）、纵向夹角（方向向量与人体头足方向 z 轴的夹角）；同时提取分支长度、曲率变化率及分支起点到主支气管的路径距离等统计特征。所有特征输入模型前均经标准化处理，以降低不同尺度的影响。

2. 段分支分类器训练

鉴于不同肺叶解剖结构存在差异，本研究在各肺叶内分别训练独立的段支气管分类模型，以提升分类准确性。分类器采用支持向量机（SVM），选用径向基函数（RBF）作为核函数增强非线性判别能力；为解决样本数量不平衡问题，训练时采用类别均衡采样策略，确保各段支气管样本比例相近；模型核宽度 γ 和惩罚因子 C 等主要超参数通过 5 折交叉验证确定。各肺叶分类模型输出对应叶内段支气管类别标签：左上叶含 LB1+2（尖后段）、LB3（前段）等 4 类，左下叶含 LB6（上段）等 4 类，右上叶含 RB1（尖段）等 3 类，右中叶含 RB4（外侧段）等 2 类，右下叶含 RB6（上段）等 5 类。

3. 支气管树级别的自动识别与命名

分类模型训练完成后，在整体支气管树结构上执行段级识别，具体流程如下：首先依据叶支气管分类结果，将支气管树划分为左右肺叶子树；在每个叶子树内，提取各分支综合特征输入对应叶的 SVM 分类器，得到预测类别；随后根据支气管树拓扑层级进行结构一致性约束（如段支气管为叶支气管子分支，不允许跨层连接）；最终依据预测结果与标准命名体系，为每个分支自动赋予解剖名称。此外，命名阶段还引入方向一致性验证，若预测结果与分支方向特征显著不符，则进行二次校正，以提升命名准确度。

二、实验结果与分析

（一）实验环境

本研究的全部实验在 Ubuntu 22.04 LTS 操作系统环境下完成。硬件平台包括 NVIDIA RTX 3090 GPU（24 GB 显存）与 256 GB 系统内存，能够满足大规模三维医学影像数据的处理与深度学习模型的训练需求。

在软件环境方面，主要使用 Python 3.11 作为开发语言，依托 PyTorch 2.2 深度学习框架进行模型构建与训练。数据处理部分使用了 SimpleITK、NumPy、Skimage、Sklearn 等科学计算工具支气管分割，我们从 ATM 数据集中按照不同层厚和图像分辨率随机挑选了 100 例数据用于训练（nnUNet 自行随机划分了训练和验证集），挑选了 20 例用于测试。支气管段分支识别，是从 ATM 中挑选了 96 例，训练集 80 例、验证集 16 例，段支气管的类别由临床医生进行标注。

（二）结果与分析

支气管分割的 dice 在 0.94 左右，分割得到的支气管分支都在 4-5 级及以上（亚段及亚亚段以下），对于后续段分支是识别提供了比较好的分割结果。

表 1 支气管分割模型在测试集上的 dice 值

Case	Dice	Case	Dice
ATM 112	0.9407	ATM 127	0.9623
ATM 116	0.9398	ATM 128	0.9547
ATM 118	0.923	ATM 129	0.8317
ATM 119	0.9468	ATM 130	0.9587
ATM 120	0.9345	ATM 131	0.9505
ATM 121	0.9515	ATM 135	0.9289
ATM 122	0.9413	ATM 136	0.9362
ATM 123	0.9488	ATM 137	0.9536
ATM 125	0.9374	ATM 138	0.9552
ATM 126	0.9741	ATM 139	0.9481
平均值		0.9409	

在临床数据集中，段支气管的识别整体准确率为 0.9004。不同段分支的详细数据如表 2 和表 3 所示，图 1 为测试数据中段分支识别的结果。

表 2 左肺各段分支识别准确率结果

肺叶	左上叶				右下叶			
段分支	RB1+2	RB3	RB4	RB4	RB6	RB7+8	RB9	RB10
准确率	0.875	0.917	0.958	0.958	1	0.833	0.833	0.917

表 3 右肺各段分支识别准确率结果

肺叶	右上叶			右中叶		右下叶				
段分支	RB1	RB2	RB3	RB4	RB5	RB6	RB7	RB8	RB9	RB10
准确率	0.917	0.917	0.875	0.917	0.917	1.000	0.875	0.833	0.833	0.833

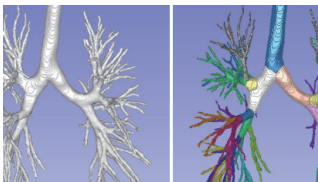


图 1（左图为分割支气管，右图为该段分支识别结果）

具体来说，段分支识别准确率在上叶和中叶的识别准确率会更高一些，在下叶准确率稍微低一些，主要原因是左右下叶段分支的共干和变异情况会更加复杂多样，特别是共干分支中存在较小的分支时，容易出现错误，如下图 2 所示。

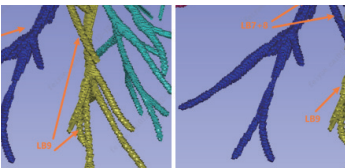


图 2（左图为金标，右图为算法识别结果）

三、讨论

本文构建了一套从支气管分割至段分支命名的全自动算法流程，包含分割、中心线提取、树结构构建、叶分支识别及段分支命名等关键环节，实验验证该流程可精准完成支气管层级重建与自动命名，为临床分析与导航应用提供可行方案^[9]。研究采用基于

nnUNet 的 3D 分割模型，其自适应性与通用性突出，可自动调优网络结构与超参数，相较传统手动调参网络，显著提升支气管分割精度与一致性，为后续分析奠定高质量基础。

在结构建模环节，基于分割结果提取中心线并构建气道树，通过几何属性与空间约束明晰分支父子关系，为段级分类提供结构支撑^[9]。段级识别中，依托几何与方向特征，采用分肺叶训练的 SVM 模型，识别主要段支气管精准度高，鲁棒性与可解释性良好，但严重病变及支气管变异会干扰分类效果。

本研究优势显著：依托 nnUNet 提升分割稳定性，以拓扑关系保障树结构一致性，结合多特征实现高命名准确率。但仍存在不足，算法对严重噪声敏感，个体解剖差异易引发段级命名偏差，跨设备、跨医院数据的泛化性有待验证^[10]。未来需在数据多样性与特征融合上优化，增强算法鲁棒性与通用性。

四、结论

本文提出基于 nnUNet 分割与拓扑结构分析的支气管自动分类命名算法，通过 nnUNet 实现高精度气道分割，结合中心线提取、气道树构建、肺叶划分及段支识别等步骤，形成完整自动化命名流程。实验表明，算法在临床数据集上准确率较高，nnUNet 自适应网络结构展现良好鲁棒性，为后续识别提供精确基础，结合几何特征与层级信息的分类模型保障复杂气道拓扑命名的一致性与准确性。本研究贡献在于建立从分割到命名的完整气道自动化分析框架，实用性与扩展潜力较强。未来将从引入深度学习特征与拓扑约束联合优化模型、利用多模态影像信息增强解剖合理性、基于多中心数据验证优化三方面推进。该方法在结构完整性、识别准确度及鲁棒性上表现良好，为支气管自动建模等下游临床任务提供重要技术基础。

参考文献

[1] 中华医学会呼吸病学分会介入学组, 浙江省医学会呼吸病学分会介入学组. 增强现实光学全肺诊疗导航引导下肺外周结节诊断, 定位及治疗专家共识 [J]. 中华医学杂志, 2024, 104(16):1371-1380.

[2] 楼陆飞, 应俊杰, 蔡凯俊, 等. 医学影像多血管和气道分割方法综述 [J]. 中国图象图形学报, 2024, 29(9):2692-2715.

[3] 祝鹏短, 黄体仁, 李旭 .MSAG-TransNet: 肺部 CT 图像中新型冠状病毒感染区域的分割模型 [J]. 浙江理工大学学报: 自然科学版, 2023, 49(6):734-744.

[4] 王昌. 高精度肺部气道树的分割及骨架中心线的提取 [D]. 安徽: 中国科学技术大学, 2010.

[5] 洪汉玉, 马尔威, 黄丽坤. 基于重新检测过程的三维细化算法的改进 [J]. 计算机科学, 2018, 45(5):7.

[6] 李艳波, 于翔. 基于区域增长法的三维支气管树分割算法 [J]. 计算机科学, 2015, 42(0):192-194.

[7] 乔亮, 李泽文, 胡杰, 等. 基于三次参数样条的机器人路径平滑算法研究 [J]. 电脑知识与技术: 学术版, 2019, 15(8):2.

[8] 陈军, 李小刚, 谭永华. CT 三维重建技术在胸腔镜解剖性亚肺叶切除术中的应用 [J]. 广州医科大学学报, 2021(005):049.

[9] 汤文琳. 基于 CT 影像的三维肺部气管树状结构分析算法研究 [D]. 辽宁: 东北大学, 2013.

[10] 李珊, 杨庭树, 盖鲁粤, 等. 冠状动脉分叉病变斑块分布的 CT 研究 [J]. 医学影像学杂志, 2010, 20(11):5.