

基于多样性特征与层次聚类的肺野自动分割算法

曾昌剑

四川大学

DOI:10.32629/acair.v3i4.17877

[摘要] 胸部X射线(Chest X-Ray, CXR)图像中肺野的自动分割对于肺部疾病的筛查与诊断具有重要意义。然而, CXR为投影成像, 结构复杂、重叠多、边界差、自动分割难, 手动勾画耗时且一致性差, 故需鲁棒自动化分割方法。但深度学习黑箱性强、泛化差、计算要求高, 传统无监督方法对特征与边界刻画不足。为此, 本文提出融合超像素、多样性特征工程与层次聚类的分割新方法。该方法通过超像素分割降低数据维度, 结合多尺度滤波、纹理分析与邻域统计增强特征判别能力, 经贪心策略筛选特征以提升泛化能力与聚类效率, 最终通过层次聚类合并区域并优化边界, 提升分割精度与一致性。实验显示, 该方法在多个公开数据集上表现优异, IoU达0.8791, 优于图像检索加配准(0.8634)及OGD特征结合模糊聚类(0.7921)。

[关键词] 超像素分割; 多样性特征提取; 层次聚类

中图分类号: O434.1 **文献标识码:** A

Automatic lung field segmentation algorithm based on diversity features and hierarchical clustering

Changjian Zeng

Sichuan University

[Abstract] Automatic lung field segmentation in chest X-ray (CXR) images is vital for lung disease screening and diagnosis. However, CXR, as projection imaging, has complex structure, heavy overlap, poor boundaries and high automatic segmentation difficulty; manual delineation is time-consuming and inconsistent, so robust automated segmentation methods are needed. Deep learning has strong black-box nature, poor generalization and high computational demands, while traditional unsupervised methods insufficiently characterize features and boundaries. Thus, this paper proposes a new segmentation method integrating superpixels, diverse feature engineering and hierarchical clustering. It reduces data dimension via superpixel segmentation, enhances feature discriminability with multi-scale filtering, texture analysis and neighborhood statistics, selects features via a greedy strategy to improve generalization and clustering efficiency, and finally merges regions and optimizes boundaries through hierarchical clustering to boost segmentation accuracy and consistency. Experiments show it performs well on multiple public datasets, with an IoU of 0.8791, outperforming image retrieval with registration (0.8634) and OGD features combined with fuzzy clustering (0.7921).

[Key words] superpixel segmentation; diversity feature extraction; hierarchical clustering

引言

胸部X光影像(Chest X-Ray, CXR)在肺部疾病的诊断与筛查中至关重要, 是结节检测与感染评估的基础。虽然深度学习显著提升了分割性能, 但其决策过程多为“黑箱”, 难以满足临床对可解释性与可追溯性的高要求^[1,2]。因此, 具有明确数学与物理含义的传统方法仍具价值, 但在复杂结构、模糊边界与组织重叠等典型难点上, 常受限于特征表达与适应性。

相关研究大体经历了三条路线。一是监督式形状先验, Van

Ginneken等系统评估了ASM、改进AAM与多分辨特征-KNN像素分类并建立JSRT基准, 但依赖标注与初始化、计算代价较高、跨域泛化受限^[3]。后续工作将迭代阈值化与统计形状模型耦合以抑制肋骨与心影干扰^[4], 或在ASM能量中引入边缘-区域联合驱动以提升弱边界鲁棒性^[5], 以及将地标拟合表述为博弈均衡以统一边界证据与形状先验^[6], 但仍需要高质量先验与复杂优化。二是图谱配准, Candemir等通过相似度检索与非刚性配准构建患者特异图谱并嵌入图割能量, 在多数数据集上取得领先, 但依赖高

质量图库且计算开销较大^[7]。亦有分层/稀疏表示方法联合片段级形状与外观进行多尺度融合,以缓解全局模型刚性与外观不足,但计算复杂、参数敏感、泛化受训练库影响^[8]。三是无监督聚类,如核模糊聚类结合空间一致性约束以强化边界连续性与抗噪性,但对核宽度与权重敏感且核矩阵代价高^[9]。

综合以上分析,本文提出一套包含超像素预处理、多样性特征提取、层次聚类以及后处理的结构化无监督分割框架。具体而言,先以SLIC获得边界友好的过分割单元。整合灰度/梯度/纹理/形状与邻域统计构建高判别特征,并以贪心策略筛选关键子集。后以超像素为粒度执行层次聚类,配合多阶段簇筛选与边界平滑、最大连通区约束与形态学细化。最终引入图割优化前景与分布,提升边缘精度与一致性。与谱、密度、模糊等范式相比,该路线在保持无监督与可解释的同时,系统强化了多尺度结构建模与边界细化能力,计算上亦更易控制。

为解决上述问题,本文贡献在于:

- (1) 提出“超像素—特征聚合—层次聚类—图割优化”的统一无监督框架,兼顾效率与边界保留。
- (2) 设计多源特征与贪心筛选机制,增强对肺野与病灶的区分能力。
- (3) 构建稳健的层次聚类与后处理流程,保证细节精度与全局一致性。

1 所提方法

为解决现有CXR图像自动分割方法的不足,本文提出了一种基于SLIC超像素和多样性特征提取的聚类分割系统。该系统的核心思想是结合超像素聚类与多阶段后处理,在提高分割准确率的同时保证结果的完整性和可靠性。

1.1 多尺度领域特征融合机制

单纯依赖超像素本身的基础属性往往不足以应对CXR等复杂影像背景。为此,本文从空间结构和邻域分布两方面全面扩展超像素描述能力。首先,针对超像素的空间邻接性,构建了无向的超像素邻接图。基于此邻接结构,进一步定义超像素 S_i 的邻域 $N(S_i)$ 。在该邻域上,不仅保留每个超像素的原始属性(如灰度均值、面积、周长、紧致度、空间坐标等),还统计邻域的多种特征(均值、最大、最小、标准差等),并计算邻域与自身属性之间的相对差异。上述多尺度、多维度特征共同组成超像素的特征向量,显著扩展了聚类算法的判别空间。为避免量纲和尺度带来的影响,所有特征均通过Z-score标准化。该策略无需复杂建模,只依赖超像素邻接结构和基础统计,具备较低计算复杂度,同时有效提升特征表达的丰富性。使得超像素在聚类分割阶段具备更强的空间一致性与语义区分能力,从而为后续分割精细化提供了坚实基础。

1.2 自适应特征选择与权重优化

在获得上述丰富的增强特征后,仍然需要筛选出最具判别力的特征子集以避免过度拟合和冗余。为此,本研究提出一种基于贪心策略的特征搜索算法,从候选特征集中迭代地选择最优特征子集。算法从空集合开始,每次迭代选择能够显著提升评

价指标的特征加入当前子集,直至性能不再改善。为了进一步提高搜索效率,在搜索前对候选特征进行预排序。排序依据可采用单个特征的判别能力指标(如信息增益或互信息),以便优先考察潜在的高价值特征,从而减少不必要的迭代步骤。此外,通过计算特征之间的相关性并剔除高度相关的特征对(例如灰度均值与灰度中值之间的强相关性)可以进一步降低冗余,提高所选特征集的多样性与判别力。通过贪心特征搜索,最终选出的特征子集显著降低了模型的输入维度,提高了判别器的泛化能力和计算效率。较少的特征维度意味着训练参数所需样本量减少、过拟合风险降低,同时在线检测时减少了每个簇特征向量的计算开销,更符合实际应用需求。

1.3 分层决策的鲁棒聚类框架

对于通过贪心策略筛选出的子集,通过层次聚类可以得到多个候选区域。如何从中准确识别肺部区域,是影响CXR分割结果有效性与实用性的关键问题。故此,本文设计了多阶段的目标簇类选择算法。该算法的动机在于,利用医学影像领域的统计与形态学先验知识,逐步排除干扰区域,从而提升对肺部簇的识别准确性。算法首先基于灰度先验进行初步筛选。由于肺野区域通常在CXR图像中呈现较低灰度值,因此以灰度均值作为首要指标,选取前个低灰度簇,显著减少误选亮度较高的非肺部组织。为进一步缩小目标范围,算法在初筛簇集中引入空间距离判据,优先考虑距离图像中心较近的簇。该策略基于实际成像解剖结构,肺部区域通常分布在CXR图像的中心附近,因此以最小中心距离排序,有效规避边缘背景被误识别的风险。在此基础上,考虑到部分中心区域可能仍包含非规则结构(如肋骨投影、伪影等),通过紧致度或椭圆拟合比等结构指标,判别簇的几何规则性,仅将形状规则性排名靠前的簇作为潜在目标。结合边界接触比,剔除与图像边界大面积接触的簇,有效降低边界背景对肺部分割结果的干扰。考虑到极端情况下可能存在所有标准均未完全满足的特殊簇,算法设置保底输出机制。若所有判据均不满足,则输出当前最佳保底簇,确保分割任务的鲁棒性和可靠性。

1.4 医学先验知识引导的后处理策略

在多阶段聚类完成后得到的初步分割结果中,往往包含多个超像素簇且边界可能不连续或不精确,一些噪声碎片也可能被误包含。为进一步提高分割结果的完整性和准确性,本文提出了一套系统的后处理策略,通过多步操作对候选超像素进行优化。

首先,针对肺野分割中特有的伪检出问题,移除与图像边缘接触的超像素簇。具体地,检测每个候选簇是否与图像边界直接相连,对于所有与边界接触的超像素簇予以剔除。该步骤能够有效去除由于邻近器官或投影重叠产生的假阳性区域,为后续步骤提供更为纯净的候选集合。然后,对剩余簇集合进行连通区域分析。由于肺野通常是图像中面积最大的连通区域,采用最大连通区域提取策略。首先计算每个连通区的像素数量,然后选择像素数量最大的连通块作为肺部候选区域,其余较小的连通部分

被舍弃。该策略利用了肺野连通性强、面积突出的医学先验,有效排除了伪影和噪声碎片,提高了分割输出的唯一性和判别性。在获得更连贯的前景区域后,使用GrabCut算法^[10]对结果进行精细优化。最后,为了平滑分割边界并消除微小伪影,对结果采用半径为7的形态学闭运算。通过填补边界上的细小孔洞和尖角,该操作确保输出区域轮廓光滑且结构完整。

2 实验结果与分析

2.1 实验设置

实验基于JSRT数据集^[11],该数据集包含247张高分辨率胸部正位X射线图像及专家标注肺野掩膜。实验采用全量数据,按70%、30%比例划分为训练、测试集,确保每组分布均衡且评价结果具有代表性与普适性。分割质量综合评价采用平均交并比(mIoU)、Dice系数、精度(P)、召回率(R)和特异度(S)五大指标。IoU和Dice刻画预测掩膜与人工标注空间重叠,精度衡量假阳性,召回衡量假阴性,特异度则反映对背景像素的识别准确度。

2.2 方法内超参数敏感性评估

为探究各模块关键超参数对分割性能的具体影响,设计了系统的参数敏感性分析实验。

首先分析超像素分割参数对性能和效率的影响。图1给出了不同超像素数目和紧凑度设定下的分割IoU和处理时间曲线。可见,当超像素片段数量较小(如50)时,分割结果粗糙, IoU偏低。随着片段数增加, IoU显著提升,但计算时间也随之增加。实验结果表明,当超像素数目在100左右时, IoU已接近最高值,同时计算时间尚处于可接受范围。较高的紧凑度参数略微降低了边界贴合度,但整体影响不大。综合考虑,本研究在后续全部实验中默认使用100个超像素片段,以保证较好的分割精度和合理的计算开销。

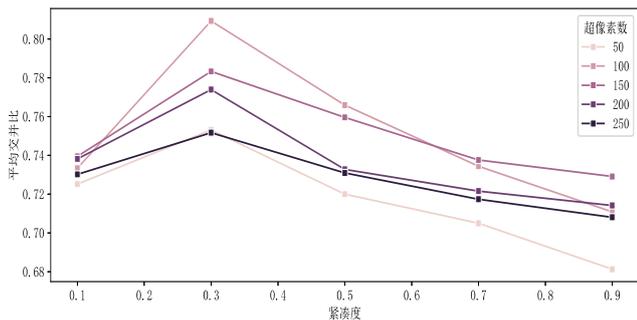


图1 不同超像素数目(Seg.)和紧凑度(Compactness)设置对肺部分割结果的影响(平均IoU变化曲线)。

然后,对于层次聚类的基线方法,主要超参数是聚类链接方式和聚类数目。通过实验比较,在Ward方法下分割性能最高,其次为平均链接和全链接,单链接效果最差。从表1中可见,Ward链接方法较其它方法显著提升了IoU(达到0.8093),主要得益于其生成紧凑均匀簇的能力。在后续实验中,将以Ward方法为主要对比基准,并与本文提出的完整算法比较。

表1 不同层次聚类链接方式的分割性能比较。各方法的最佳聚类数目及IoU、精度、召回率、特异度等指标在JSRT测试集上的平均值。

方法	簇数	mIoU	P度	R	S
单连接	5	0.4468	0.4123	0.302	0.7676
全连接	6	0.7351	0.8863	0.8121	0.9526
平均连接	6	0.7343	0.8615	0.8017	0.9388
Ward法	5	0.8061	0.8689	0.8764	0.9383

最后,针对Graph Cut后处理算法的参数,本研究通过在固定超像素分割结果基础上迭代进行优化。图2展示了迭代次数与分割性能和时间之间的关系。随着迭代次数增加, IoU缓慢提高,到大约15次时趋于收敛(约0.873),之后增益甚微,同时处理时间几乎线性增长。因此,在实践中可选择15次左右作为平衡点,从而获得较高的分割精度而不过多增加时间开销。

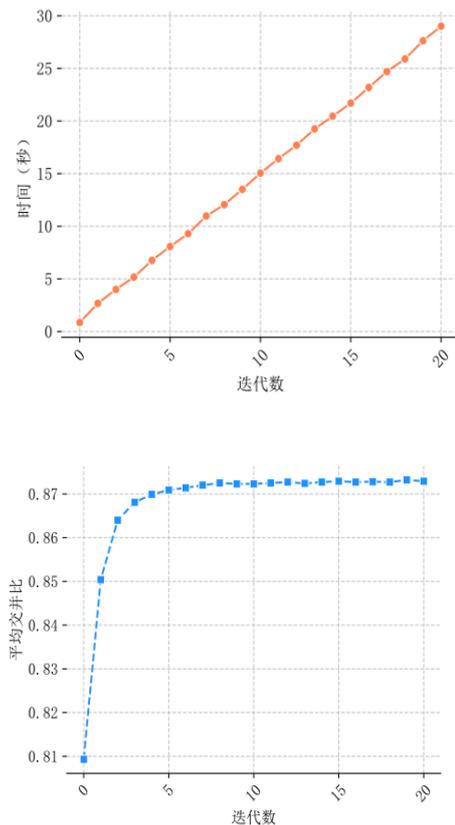


图2 Graph Cut后处理迭代次数对肺部分割IoU和处理时间的影响。随着迭代次数增加, IoU逐渐提高并接近稳定,而时间呈线性增长

2.3 方法间对比

为全面评估主流肺部分割技术的性能与适用性,本节选取

了代表性的三种方法进行实验比较,即:基于图像检索与非刚性配准的方法^[7]、OGD-FCM聚类方法^[12]、主动形状模型(ASM)^[3]。

表2 不同肺部分割方法的性能指标对比

方法	mIoU	Dice	P	R	S
检索配准	0.8634	0.9268	0.8851	0.9723	0.9444
OGD+FCM	0.7921	0.8945	0.9586	0.8901	0.9684
ASM	0.7355	0.8475	0.7741	0.9401	0.8841
SLIC	0.8791	0.9303	0.9602	0.9012	0.9701

表2总结了上述三种主流肺部分割方法在关键性能指标上的表现差异显著。基于图像检索与非刚性配准的方法,在平均交并比(mIoU)和Dice系数等核心指标上分别达到0.8634和0.9268,并在精确率、召回率及特异性方面均表现优异,突出体现了其在解剖区域自动定位与边界刻画方面的综合优势。OGD+FCM聚类方法在无监督框架下实现了0.7921的mIoU和0.8845的Dice分数,证明多方向边缘特征融合与模糊聚类在提升分割效率及稳定性方面的潜力,尤其适用于大规模工程应用与数据分布复杂的实际环境。ASM方法在和Dice等指标上表现相对较弱,但其在召回率和结构一致性上具有一定优势,适合对解剖合理性有较高要求的应用场景。

2.4 分割结果样例分析

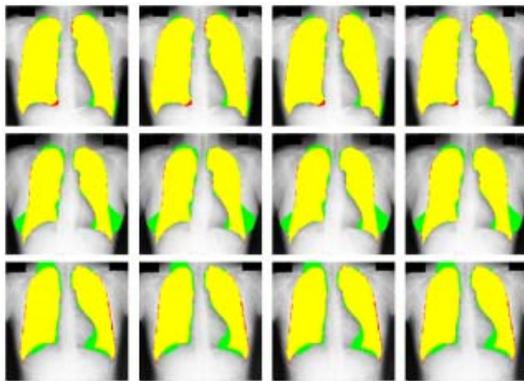


图3 分割结果视觉对比。所提方法在结构连续性及细节表现最佳。从左到右依次是“配准法”、“OGDFCM”、“ASM”、“所提方法”

图3展示了胸部X射线图像在不同方法下的分割结果。观察分割轮廓可见,所提基于SLIC超像素的分割方法在肺部区域边界的捕捉上表现出显著优势。具体而言,所提方法不仅能够准确还原肺部解剖结构的主轮廓,还有效保留了肺尖、膈角等复杂边缘的细节区域。在这些区域,其他对比方法(如主动形状模型的分割)常常出现局部轮廓断裂、薄层区域遗漏或边缘模糊的问题。此外,通过多特征融合与迭代优化策略,所提方法在处理心脏后方、肋骨重叠等干扰区域时,能够显著减少伪影的影响。在部分CXR图像中,心脏投影与肺野界限模糊,传统阈值分割方法易将心脏部分误划入肺区,导致伪影显著。而SLIC方法在空间

一致性和特征判别能力上的提升,有效抑制了此类误分割现象,使分割区域与实际解剖结构更为一致。值得注意的是,SLIC方法对于肺野轮廓的连续性与连通性有更强的保持能力。图中分割结果显示,在薄层肺变或肺野边缘逐渐变浅的区域,所提算法通过自适应特征聚合与多尺度约束,能够较好地恢复连续性,显著减少区域碎片或断裂的发生。这一特性对于肺部异常征象(如间质纤维化、局部萎缩等)的准确表征具有重要意义。

3 结论

本文提出了一种基于超像素和多样性特征的弱监督胸部X光肺野分割方法。通过引入自适应超像素预处理、融合邻域统计与纹理特征的特征提取机制以及多阶段动态层次聚类,本方法在JSRT数据集上实现了更高的分割精度(平均IoU达到87.32%)和更强的鲁棒性。与需要大量标注数据的深度学习方法相比,本算法无需训练即可直接应用,展示了良好的可解释性和实用价值。从理论层面看,本研究证明了将显式多样性特征与层次聚类结合的方案在医学图像分割中的可行性,为肺野分割提供了一种新思路。这一思路丰富了医学影像智能分析的方法体系,并推动了该领域相关技术的发展。未来工作可从以下几个方向展开。首先,扩展到更多多样化的胸片数据集(如不同设备或不同人群)以验证算法的泛化能力。其次,将深度神经网络提取的特征与本文的手工特征相结合,以提升对复杂病灶的识别能力。最后,优化算法的计算效率(如并行实现或轻量化)以满足实时临床应用需求。

[参考文献]

- [1]ARRIETA A B,DIAZ-RODRIGUEZ N,DEL SER J,et al.Explainable artificial intelligence(xai):Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible ai[J].Information Fusion,2020,58:82-115.
- [2]ACHANTA R,SHAJI A,SMITH K,et al.Slic superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2012,34(11):2274-2282.
- [3]VAN GINNEKEN B,STEGMANN M B, LOOG M.Segmentation of anatomical structures in chest radiographs using supervised methods:a comparative study on a public database[J].Medical Image Analysis,2006,10(1):19-40.
- [4]IBRAGIMOV B, LIKAR B,PERNUŠ F,et al.Fusing shape information in lung segmentation in chest radiographs[J].Computerized Medical Imaging and Graphics,2014,38(7):632-641.
- [5]XU Y,VAN GINNEKEN B, SHIRAIISHI J,et al.An edge-region force guided active shape approach for automatic lung field detection in chest radiographs[J].Medical Image Analysis,2012,16(1):252-264.
- [6]LEE J,LEE H,PARK H,et al.A game-theoretic framework for landmark-based image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2016,25(6):2795-2807.

[7]CANDEMIR S,JAEGER S,PALANIAPPAN K,et al.Lung segmentation in chest radiographs using anatomical atlases with nonrigid registration[J]. IEEE transactions on medical imaging, 2014,33(2):577–590.

[8]ZHOU Z,SHIN J,ZHANG Y,et al.Hierarchical lung field segmentation with joint shape and appearance sparse learning [J].IEEE Transactions on Medical Imaging,2017,36(5):1005–1015.

[9]SHI Y,QI S,ZHU X,et al.Lung segmentation in chest radiographs by means of gaussian kernel-based fcm with spatial constraints[J].Biomedical Signal Processing and Control,2019, 49:167–178.

[10]ROTHER C,KOLMOGOROV V,BLAKE A.Grabcut: Interactive foreground extraction using iterated graph cuts[J].ACM Transactions on Graphics(TOG),2004,23(3):309–314.

[11]JOURNAL OF RADIOLOGICAL TECHNOLOGY(JSRT)J S,(JRS)J R S.Jsrt (japanese society of radiological technology database)[EB/OL].

[12]WAN AHMAD W S H A M,W ZAKI W M D,AHMAD FAUZI M F.Lung segmentation on standard and mobile chest radiographs using oriented gaussian derivatives filter[J].BioMedical Engineering OnLine,2015,14(20).

作者简介：

曾昌剑(1999--),男,汉族,四川省简阳市人,硕士在读,研究方向：人工智能。