

❖ 医学物理与工程学

Regional growth method combining with multi-competitive least-squares for removal of pectoralis major in mammographic images

LIU Yuanzhen¹, LIN Wei¹, ZHU Lingying², ZHANG Juan^{3*}

(1. School of Electrical and Electronics Engineering, Shanghai Institute of Technology, Shanghai 201418, China;

2. Department of Radiology, Taizhou Branch of Cancer Hospital of the University of Chinese Academy of

Sciences, Taizhou Cancer Hospital, Taizhou 317502, China; 3. Department of Interventional

Radiology, Cancer Hospital of the University of Chinese Academy of Sciences,

Zhejiang Cancer Hospital, Hangzhou 310022, China)

[Abstract] **Objective** To observe the value of regional growth method combining with multi-competitive least-squares fitting algorithm to remove the pectoralis major shadow from images of digital mammography (MG). **Methods** MG data of 244 cases were randomly selected using stratified sampling method. Contour selection, enhanced data features, coarse localization of pectoralis major boundary contour and denoising processes were performed on the images. Combining with the least-squares method, improved region growth method was used to fit the boundary contour function of the pectoralis major, while the optimal contour function was used to produce the pectoralis major mask images. Intersection over union (IOU) and pixel accuracy (PA) between the predicted and manually outlined maps were calculated to evaluate the value of removing pectoralis major shadow on MG images. **Results** The pectoralis major contours obtained based on the above way were rather smooth, with fewer missed segmentation, over-segmentation and less error in the results, and the restored pectoralis major boundary contours were very close to those of manual segmentation, with the average IOU of $(89.76 \pm 4.28)\%$ and the average PA of $(89.98 \pm 3.91)\%$. **Conclusion** Combining region growth method of multi-competitive least-squares fitting algorithm could be used to remove the pectoralis major shadow on MG images.

[Keywords] mammography; least-squares analysis; area growth; pectoralis muscles

DOI:10.13929/j.issn.1003-3289.2022.06.029

区域生长法结合多竞争最小二乘拟合算法 去除乳腺 X 线摄影图像中胸大肌影

刘元振¹, 林 伟¹, 朱玲英², 张 娟^{3*}

(1. 上海应用技术大学电气与电子工程学院, 上海 201418; 2. 中国科学院大学附属肿瘤医院台州院区

台州市肿瘤医院放射科, 浙江 台州 317502; 3. 中国科学院大学附属肿瘤医院

浙江省肿瘤医院介入放射科, 浙江 杭州 310022)

[摘 要] **目的** 评价区域生长法结合多竞争最小二乘拟合算法去除数字乳腺 X 线摄影(MG)图像中胸大肌影的价值。
方法 分层抽样法随机抽取 244 例 MG 数据, 对图像进行轮廓选择、增强数据特征、胸大肌边界轮廓粗定位和去噪处理;
结合最小二乘法改进区域生长法, 拟合胸大肌的边界轮廓函数, 使用最优轮廓函数制作胸大肌掩膜图, 计算预测图与人工

[基金项目] 温岭市社会发展科技项目(2021S00042)。

[第一作者] 刘元振(1996—), 男, 浙江衢州人, 在读硕士。研究方向: 生物医学工程。E-mail: yuanzhen_0128@aliyun.com

[通信作者] 张娟, 中国科学院大学附属肿瘤医院 浙江省肿瘤医院介入放射科, 310022。E-mail: 383872295@qq.com

[收稿日期] 2020-09-15 **[修回日期]** 2021-12-14

勾画图交并比(IOU)及像素精度(PA),评价其去除 MG 图像中的胸大肌影的价值。**结果** 基于上述方法所获胸大肌轮廓较为平滑,较少漏分割或过度分割,结果误差较小;还原胸大肌边界轮廓与手动分割结果非常接近,平均 IOU 为 $(89.76 \pm 4.28)\%$,平均 PA 为 $(89.98 \pm 3.91)\%$ 。**结论** 结合区域生长法与多竞争最小二乘拟合算法可用于去除 MG 图像中的胸大肌影。

【关键词】 乳腺 X 线摄影; 最小二乘法分析; 区域生长; 胸肌

【中图分类号】 R737.9; R445 【文献标识码】 A 【文章编号】 1003-3289(2022)06-0923-05

乳腺癌现已成为全球女性第一高发癌症^[1],我国女性乳腺癌发病率以每年 3.9% 的速度快速增长^[2]。数字乳腺 X 线摄影(mammography, MG)是目前筛查乳腺癌的主要影像学方法,用于定量评估腺体密度具有重要意义^[3-4],可作为乳腺癌的独立预测因子^[5-6]。既往研究^[7]发现新发及复发乳腺癌均与腺体密度密切相关。基于 X 线片定量腺体受多种因素干扰,如乳头、皮肤及胸大肌灰阶度与腺体较为相似。本研究以区域生长法结合多竞争最小二乘拟合算法,评价自动计算分割阈值去除 MG 图像中胸大肌影的价值。

1 资料与方法

1.1 数据来源 回顾性分析 2017 年 10 月—2020 年 6 月 506 例于浙江省肿瘤医院接受 MG 检查的女性患者,年龄 20~85 岁,平均 (47.9 ± 9.6) 岁;共 568 幅内外斜(mediolateral oblique, MLO)位图像,包括 278 幅左乳 MLO 位图像及 290 幅右乳 MLO 位图像,均由 Hologic Selenia Dimensions 数字乳腺 X 线机采集,采

取加压拍法,自乳房内侧斜向上方 $50^\circ \sim 55^\circ$ 拍摄站立位 MLO 位图像。由 2 名具有 10 年以上乳腺影像学诊断工作经验的医师参照美国放射学会第 5 版乳腺影像报告和数据系统(breast imaging reporting and data system, BI-RADS)标准^[8]进行乳腺分类,判定其中 12 例为脂肪型、60 例为散在纤维腺体型、318 例为不均匀致密型、116 例为极度致密型乳腺,并手动勾画 MLO 位图像中的胸大肌区域。采用分层抽样法随机抽取 4 种类型数据,最终共抽取 244 例 MG 数据,包括 12 例脂肪型、7 例散在纤维腺体型、199 例不均匀致密型及 26 例极度致密型乳腺。

1.2 构建模型 以区域生长法结合最小二乘函数拟合算法去除 MG 图像中的胸大肌影,具体算法流程见图 1。

1.2.1 伽马校正 采用非线性灰度拉伸函数进行伽马校正,以弱化腺体后脂肪间隙而增强胸大肌边界,突出其特征,见公式(1)。

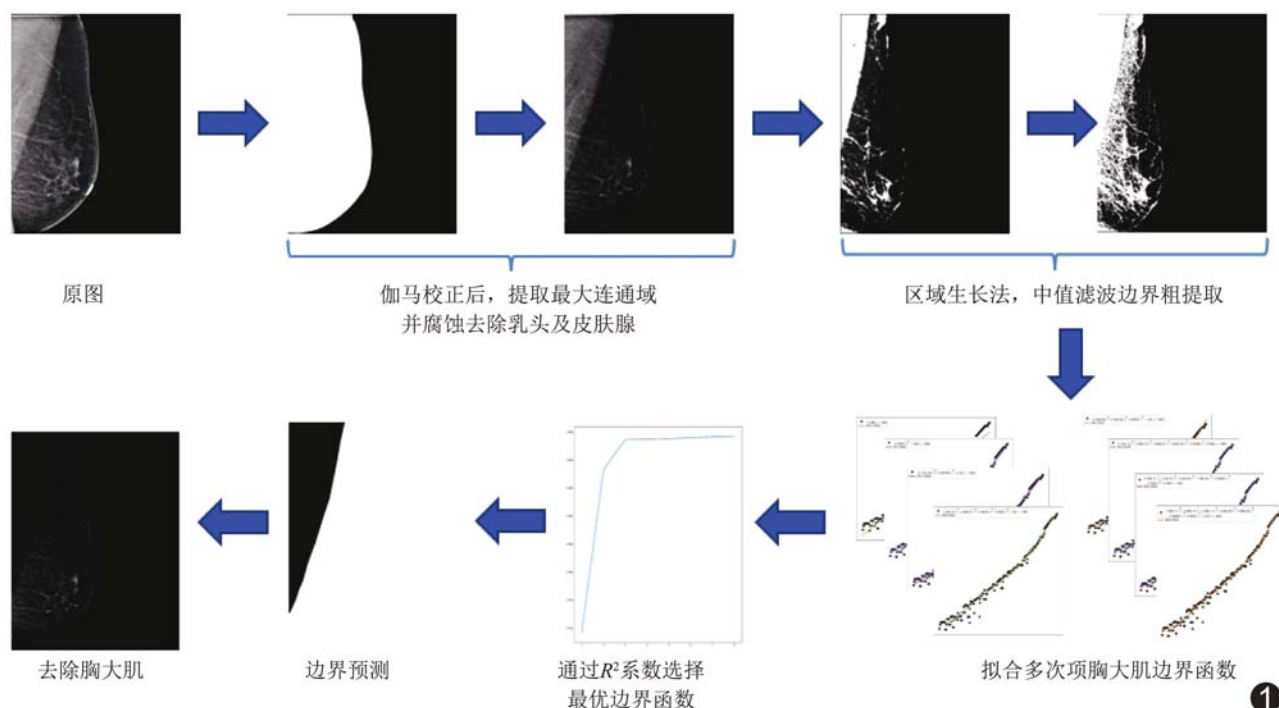


图 1 采用区域生长结合多竞争最小二乘拟合算法去除 MG 图像中胸大肌影的流程图

$$Y = \left\{ \frac{X - \min(X)}{\max[X - \min(X)]} \right\}^{\frac{1}{\gamma}} \quad (1)$$

式中, X 为去除皮肤及乳头后的 MG 图像, γ 为矫正正值, Y 为经过伽马校正后的 MG 图像; 对不同类型乳腺选用不同 γ 值: 脂肪型 γ 值取 0.43, 纤维腺体型为 0.51, 不均匀致密型为 0.55, 极度致密型为 0.68。

1.2.2 形态学腐蚀 经过最大连通域法图像, 结合形态学腐蚀操作, 去除图像中皮肤、乳头部分, 选择 7×7 椭圆形状结构元, 共进行 3 次腐蚀操作^[9-10]。

1.2.3 区域生长法 设置像素差值为 5, 于胸大肌影区域选取 8~10 个种子点坐标, 逐一对其八邻域内像素进行遍历, 对比种子点与其八邻域的坐标像素值差值, 若差值 ≤ 5 则将其结合继续向外生长, 直至无满足其像素差阈值后停止生长。

1.2.4 中值滤波 通过区域生长法获得的胸大肌影含较多噪点, 故于图像的 5×5 区域内使用中值滤波去噪处理, 得到去除噪点的胸大肌图像, 中值滤波公式见公式(2):

$$res_{img} = median[img(x-2, y-2) + img(x-1, y-2) \cdots img(x+2, y+2)] \quad (2)$$

式中, res_{img} 为去噪后图像, img 为以区域生长法得到的边界提取图像。

1.2.5 最小二乘法边界拟合 寻找经粗提取的胸大肌影的边界坐标点, 将其映射至直角坐标系, 以最小二乘法对边界坐标进行 1~8 次项函数多项式拟合, 并计算其决定系数 (R^2)。计算相邻 2 个决定系数间的变化率, 若其小于所设定阈值, 则选择高次项函数作为胸大肌边界轮廓函数。

1.3 模型评价 采用 Python3 语言编写并计算预测图与人工勾画图的分割量化评判指标, 包括交并比 (intersection over union, IOU) 及像素精度 (pixel accuracy, PA)。 img_{True} 为医师勾画的掩膜图, $img_{Predict}$

为上述算法输出的掩膜图; $img_{Predict_{ii}}$ 为算法预测图中真正为胸大肌的像素个数, $img_{Predict_{ij}}$ 为预测图中胸大肌的像素个数。计算预测图与人工勾画图中胸大肌区域的交集 ($img_{True} \cap img_{Predict}$), 根据公式(3)计算二者的 IOU。统计预测图中真正属于胸大肌的像素数的总和 $\sum_i^k img_{Predict_{ii}}$ 和胸大肌像素总数 $\sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k img_{Predict_{ij}}$, 根据公式(4)计算二者的 PA。IOU 和 PA 越接近 100%, 代表预测图与人工勾画图误差越小, 相似度越高。

$$IOU = \frac{img_{True} \cap img_{Predict}}{img_{True} \cup img_{Predict}} \times 100\% \quad (IOU \in [0, 1]) \quad (3)$$

$$PA = \frac{\sum_i^k img_{Predict_{ii}}}{\sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k img_{Predict_{ij}}} \times 100\% \quad (PA \in [0, 1]) \quad (4)$$

2 结果

2 名医师手动勾画平均用时 8 h, 采用本设计方法预测总耗时为 32 min。基于本设计方法所获胸大肌轮廓较为平滑, 较少漏分割或过度分割, 结果误差较小, 还原的胸大肌边界轮廓与手动分割结果非常接近, 见图 2、3; 针对 4 种类型乳腺图像, 分割胸大肌区域的平均 IOU 为 $(89.76 \pm 4.28)\%$, 平均 PA 为 $(89.98 \pm 3.91)\%$, 见表 1。

3 讨论

根据美国放射学会 (American College of Radiology, ACR) 质量控制标准要求, 拍摄 MLO 位图像必须包括胸大肌, 导致胸大肌影在 MG 图像占据面积较大。理想情况下, 胸大肌边界为光滑曲线, 且不受腺体种类影响; 但胸大肌与乳腺腺体后方的脂肪间隙相



图 2 患者女, 54 岁, 乳房肿块 A. 左乳原始 MLO 位 MG 图; B. 医师手动分割掩膜图; C. 算法输出掩膜图; D. 去除胸大肌后的 MG 图

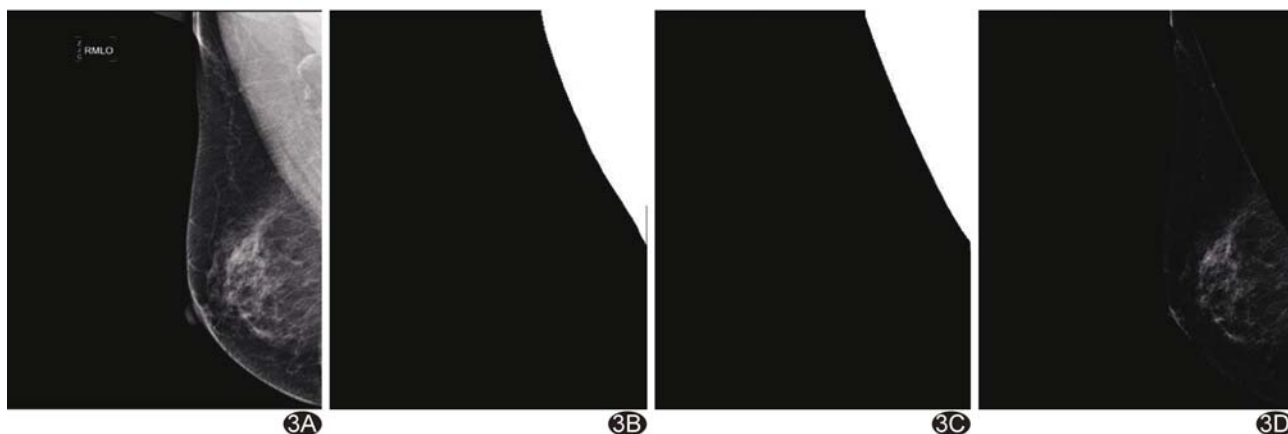


图3 患者女,60岁,乳房肿块 A.右乳原始MLO位MG图;B.医师手动分割掩膜图;C.算法输出掩膜图;D.去除胸大肌后的MG图

表1 不同类型乳腺分割结果与手动勾画结果比较(%)

乳腺类型	IOU	PA
脂肪型	97.17±1.97	96.74±0.98
散在纤维腺体型	93.07±3.73	91.94±3.71
不均匀致密型	89.24±5.19	90.22±4.17
极度致密型	79.54±6.23	81.01±6.78

连,且其灰阶度接近或超过腺体,以计算辅助诊断系统直接基于原始图像计算腺体含量时,易将部分胸大肌区域误判为腺体,导致结果与实际腺体含量偏差较大,故需去除相关干扰因素。目前基于人工智能模型分割医学影像的研究较多,如乳腺超声人工智能识别成像^[11]、分割乳腺MRI中的病灶^[12]及分割肺部CT中的肺结节^[13]等。数字化MG图像分辨率较高,数据量较大,同时深度学习需要大量先验知识以训练模型,导致现阶段使用人工智能模型去除MG图像中胸大肌影的方法较少,通常需要采用手动勾画,而人工裁剪易受主观因素影响,且工作量大。国内外学者^[14-16]已提出多种直接分割腺体的方法,如以区域生长法及手工裁剪法移除胸大肌影^[9-10]、使用深度学习模型^[17]及双能量检测^[18]分割MG图像中的胸大肌区域,但均无法完全去除皮肤、乳头和胸大肌对量化腺体的影响,无法精准反映腺体含量。

本研究根据MG图像中胸大肌影与其他组织间的灰阶度差,采用多种图像处理方法去除腺体后脂肪间隙的噪声影响,提出基于区域生长法结合多竞争最小二乘拟合的方法,可在保证分割效果最优的前提下最大程度还原胸大肌边界轮廓,且不受图像伪影及噪声影响,可有效去除MLO位MG图像中的胸大肌影。针对所选568幅图像,2名医师手动勾画胸大肌影平均用时8h;而采用本方法进行预测,总耗时仅为32min。

本研究的主要局限性:样本所含4种类型腺体数量分布不均,标准数据集较少,导致算法的分割精度从脂肪型至极度致密型逐渐下降;同时,随着腺体密度增加,处理后图像腺体后脂肪间隙内仍存在少量腺体组织,导致对极度致密型乳腺胸大肌的分割精度低于其余3种类型乳腺,且未具体比较不同类型乳腺分割结果的差异,有待加大样本量并进一步优化算法,以获得泛化性能更高的分割模型。

综上所述,结合区域生长法与多竞争最小二乘拟合算法可用于去除MG图像中的胸大肌影,计算效率及精准度均较高。

[参考文献]

- [1] SUNG H, FERLAY J, SIEGEL R L, et al. Global cancer statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J]. CA Cancer J Clin, 2021, 71(3):209-249.
- [2] 张雪,董晓平,管雅喆,等.女性乳腺癌流行病学趋势及危险因素研究进展[J].肿瘤防治研究,2021,48(1):87-92.
- [3] 黄贵,邵亦成,黄夏倩.乳腺腺体密度对计算机辅助检测的影响[J].中国实用医药,2015,10(27):37-38.
- [4] 彭芳芳,沈坤炜.中西方女性乳腺密度与乳腺癌发病关系的研究进展[J].中国癌症防治杂志,2020,12(4):469-474.
- [5] 朱超,董梦艺.译.评估普通筛查人群中的乳腺癌风险:开发乳腺癌风险模型以识别乳腺X线摄影筛查中的高危妇女[J].国际医学放射学杂志,2020,43(6):750.
- [6] 胡从依,柳杰,刘佩芳.数字化乳腺X线摄影评估乳腺密度、诊断乳腺癌的研究进展[J].中国医学影像技术,2015,31(10):1601-1604.
- [7] LEE C I, CHEN L E, ELMORE J G. Risk-based breast cancer screening: Implications of breast density[J]. Med Clin North Am, 2017, 101(4):725-741.

- [8] DORSI C J, SICKLES E A, MENDELSON E B, et al. ACR BI-RADS Atlas, Breast Imaging Reporting and Data System [R]. Reston, VA: American College of Radiology, 2013:1-12.
- [9] 张怀清. 基于多分类器竞争的乳腺密度分类[D]. 兰州: 兰州大学, 2019:1-65.
- [10] 宫晓楠. 基于腺体组织分割和混合特征提取的乳腺密度分析[D]. 兰州: 兰州大学, 2019:1-70.
- [11] 刘芳欣, 王洲, 任永凤, 等. 乳腺超声人工智能应用进展[J]. 中国医学影像技术, 2021, 37(11):1731-1734.
- [12] 马明明, 姜原, 刘义, 等. U-Net 深度学习模型对 DCE-MRI 上乳腺肿块自动分割和定位的准确性分析[J]. 放射学实践, 2020, 35(8):1030-1036.
- [13] 王娟, 唐丽丽, 于明川, 等. 基于深度学习的肺结节检测算法对不同大小肺结节的检出效果[J]. 中国医学影像技术, 2019, 35(12):1771-1774.
- [14] GARCÍA E, DIZE Y, DIAZ O, et al. A step-by-step review on patient-specific biomechanical finite element models for breast MRI to X-ray mammography registration[J]. Med Phys, 2018, 45(1):e6-e31.
- [15] LI T, TANG L, GANDOMKAR Z, et al. Characteristics of mammographic breast density and associated factors for Chinese women: Results from an automated measurement[J]. J Oncol, 2019, 2019:4910854.
- [16] SAFFARI N, RASHWAN H A, ABDEL M, et al. Fully automated breast density segmentation and classification using deep learning[J]. Diagnostics (Basel), 2020, 10(11):988.
- [17] HA R, CHANG P, MEMA E, et al. Fully automated convolutional neural network method for quantification of breast MRI fibroglandular tissue and background parenchymal enhancement[J]. J Digit Imaging, 2019, 32(1):141-147.
- [18] LU K M, YEH D M, CAO B H, et al. Quantitative evaluation of breast density using a dual-energy technique on a digital breast tomosynthesis system[J]. J Appl Clin Med Phys, 2019, 20(6):170-177.

《中国医学影像技术》被数据库收录及获奖情况

《中国医学影像技术》杂志是由中国科学院主管, 中国科学院声学研究所主办的国家级学术期刊, 被数据库收录及获奖情况如下:

百种中国杰出学术期刊(2010、2011 年)

中国精品科技期刊

CAJ-CD 规范获奖期刊

中国科技论文统计源期刊(中国科技核心期刊)

中国科学引文数据库核心期刊

《中文核心期刊要目总览》收录期刊

荷兰《医学文摘》收录源期刊

WHO《西太平洋地区医学索引》(WPRIM)来源期刊

《日本科学技术振兴机构中国文献数据库》(JSTChina)收录期刊