



基于乳腺钼靶图像的胸大肌 分割算法研究

报告者：冯心月

指导教师：陆遥 教授

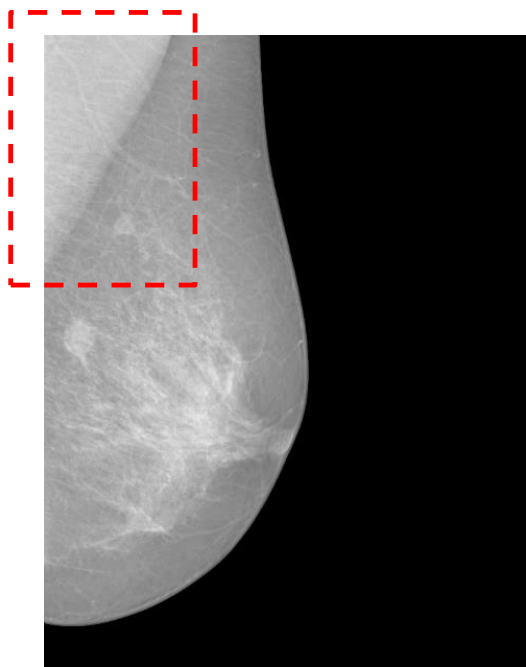


目录 OUTLINES

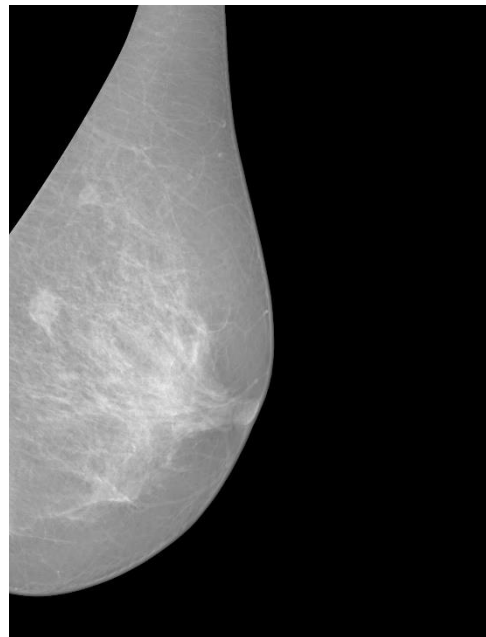
- | | | | |
|---|---------------------|---|----------|
| 1 | 引言 | } | 选题
意义 |
| 2 | 基于深度学习方法
的初始分割算法 | | |
| 3 | 初始分割算法实验 | } | 研究
内容 |
| 4 | 基于传统方法
的后处理算法 | | |
| 5 | 后处理算法实验 | | |
| 6 | 总结与展望 | } | 研究
结果 |

选题背景和研究意义

- 研究背景：乳腺钼靶图像中存在胸大肌区域
- 本文目的：精准分割胸大肌区域



乳腺钼靶图像原图



胸大肌分割结果



本文创新点

现有方法

- 传统方法

- 人工提取特征
- 问题：难以把握全局特征

- 深度学习方法

- 能自动提取特征
- 问题：结果仍存在提升空间，且可以利用传统方法来填补



本文创新点

MLO位乳腺钼靶图像

现有方法

➤ 传统方法

- 人工提取特征
- 问题：难以把握全局特征

➤ 深度学习方法

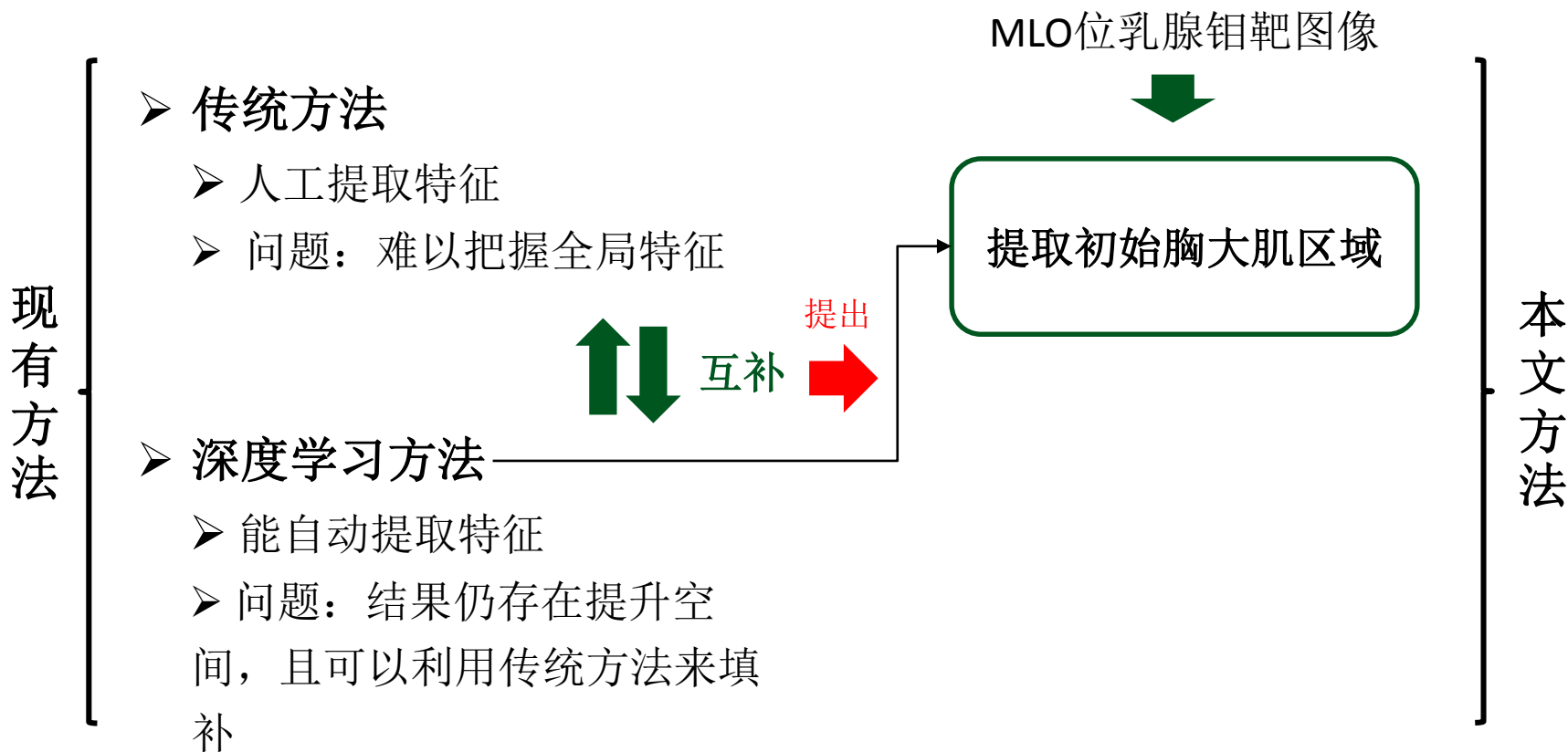
- 能自动提取特征
- 问题：结果仍存在提升空间，且可以利用传统方法来填补



本文方法

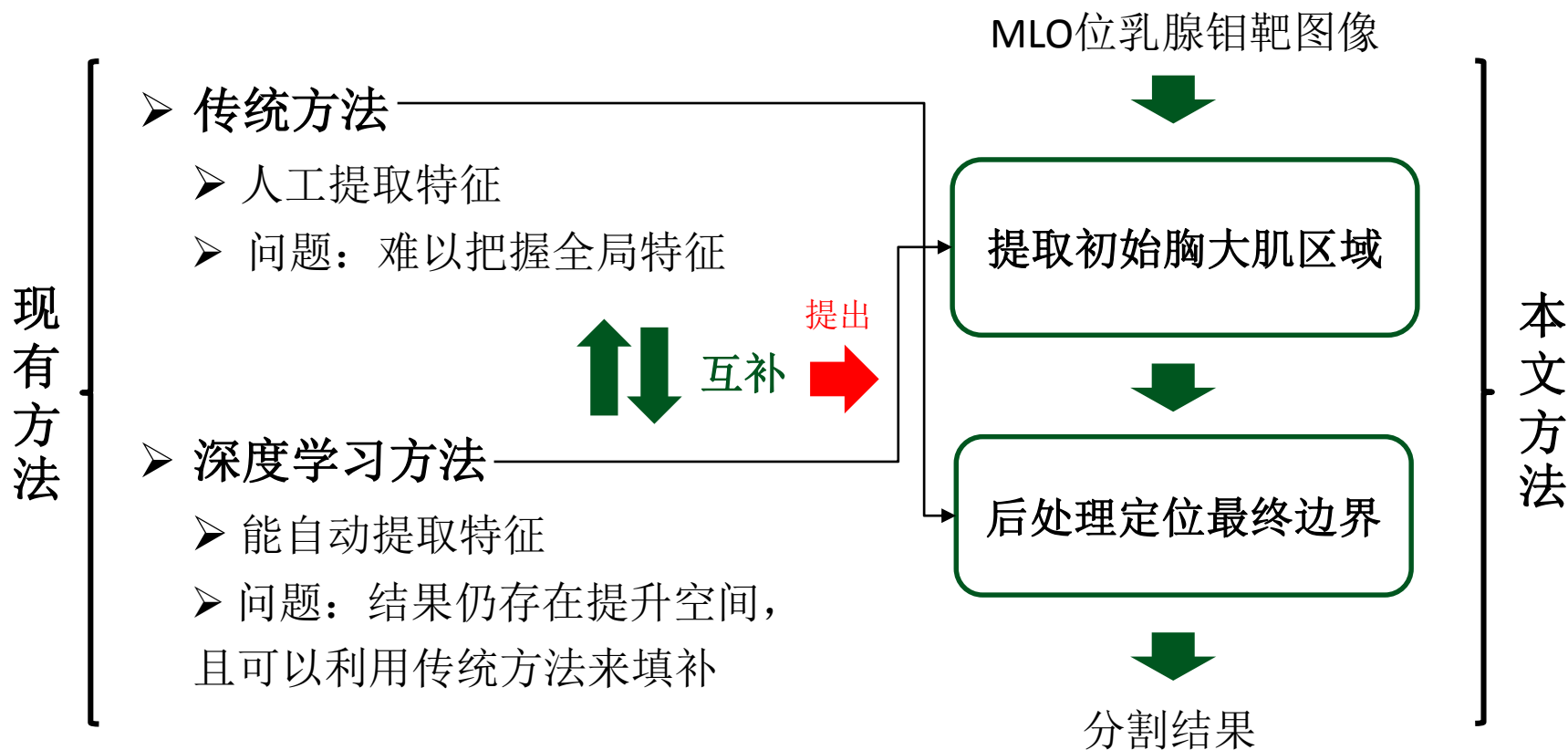


本文创新点





本文创新点





目录
OUTLINES

1 引言

2 基于深度学习方法初始分割算法

3 初始分割算法实验

4 基于传统方法的后处理算法

5 后处理算法实验

6 总结与展望

模型简介

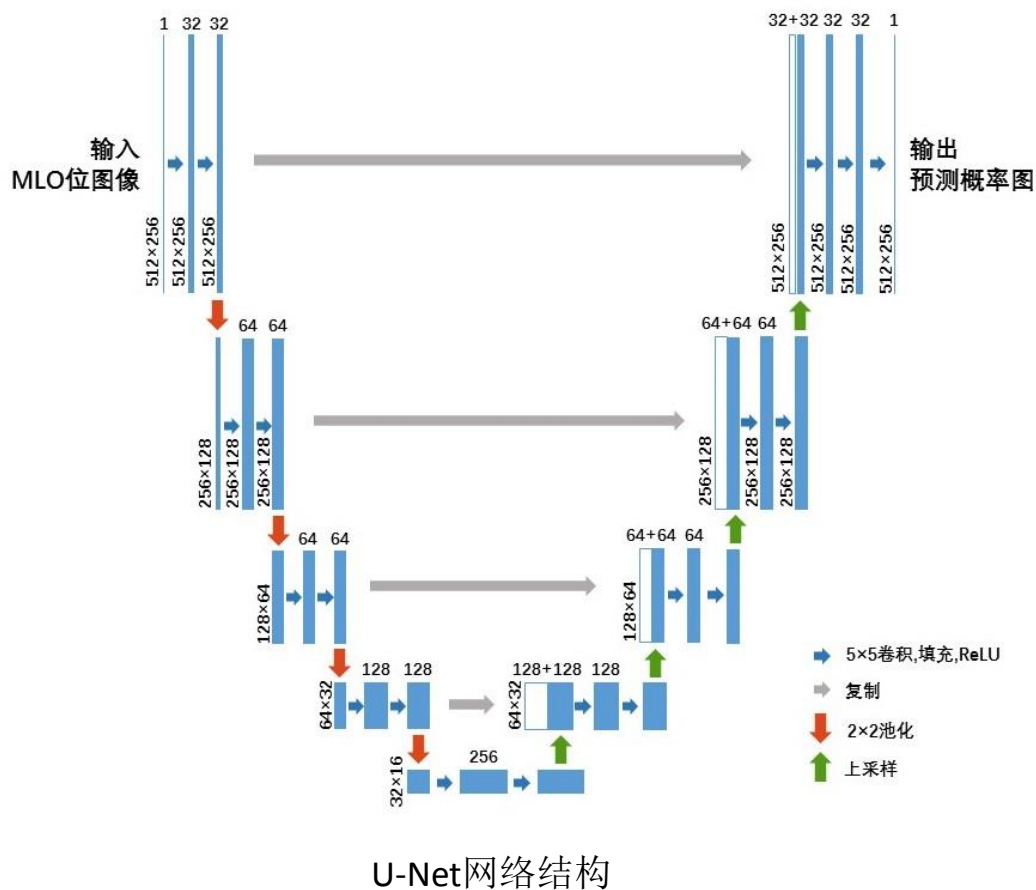
➤ 医学图像分割任务特点

- 样本少(相比自然图像)
- 分割精度要求高



➤ U-Net深度卷积神经网络

- 结构: U型+跳跃连接层
- 优点: 结合多尺度特征, 更有效利用图像信息



U-Net网络结构



目录
OUTLINES

1 引言

2 基于深度学习方法的初始分割算法

3 初始分割算法实验

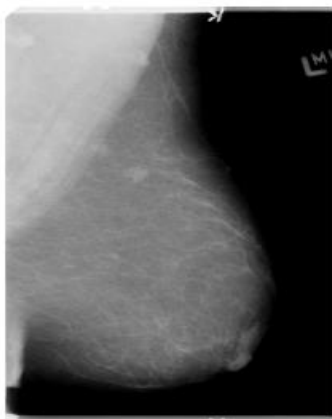
4 基于传统方法的后处理算法

5 后处理算法实验

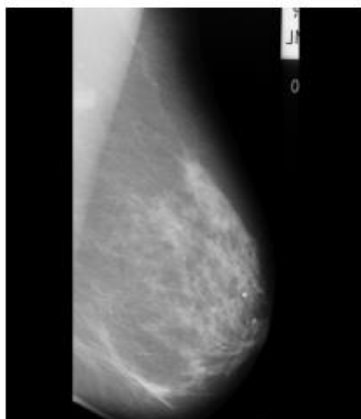
6 总结与展望

数据集介绍

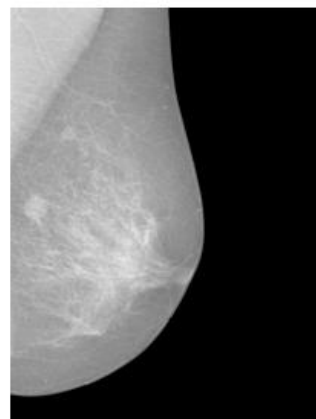
- 6个数据集，共1377张图像
- 包含3个国内数据集，使模型更适合我国医疗情况



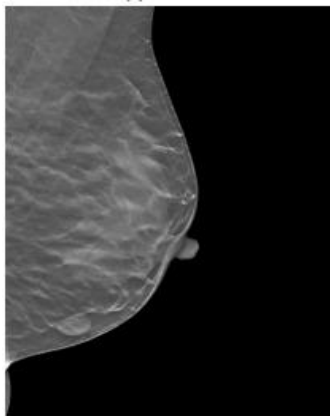
DDSM (214)



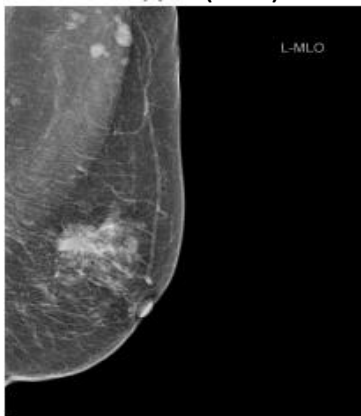
MIAS (322)



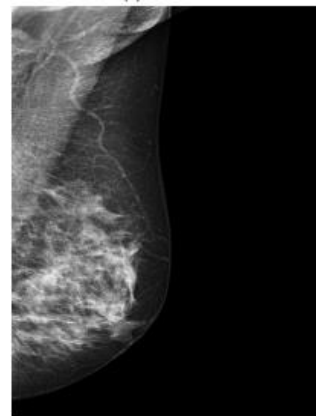
Inbreast (201)



南方医 (216)



附一 (188)



附二 (236)

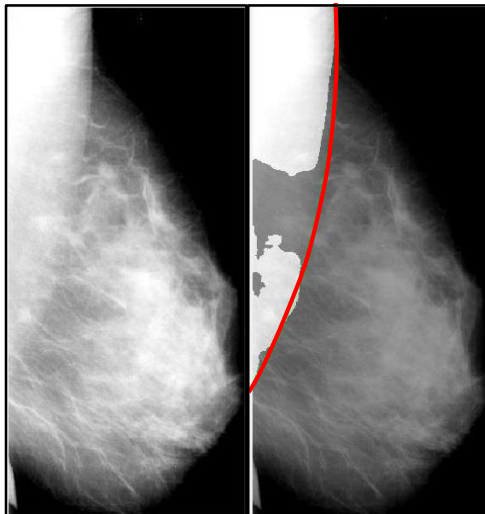
- 训练集：689张
- 验证集：344张
- 测试集：344张



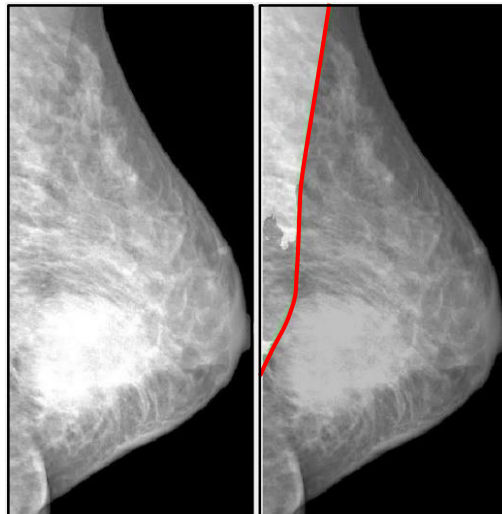
结果中普遍存在的两大类问题

欠分割

①

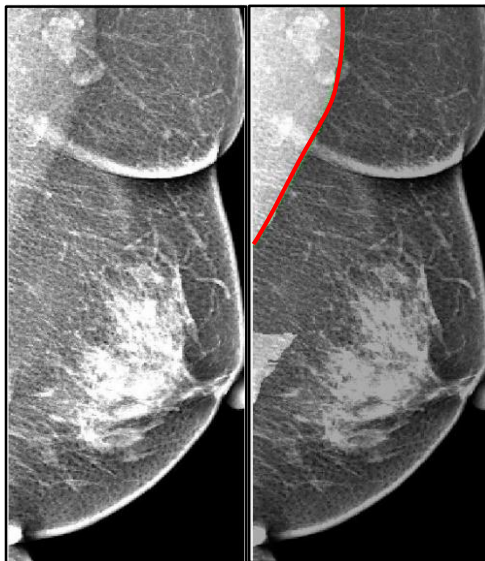


②

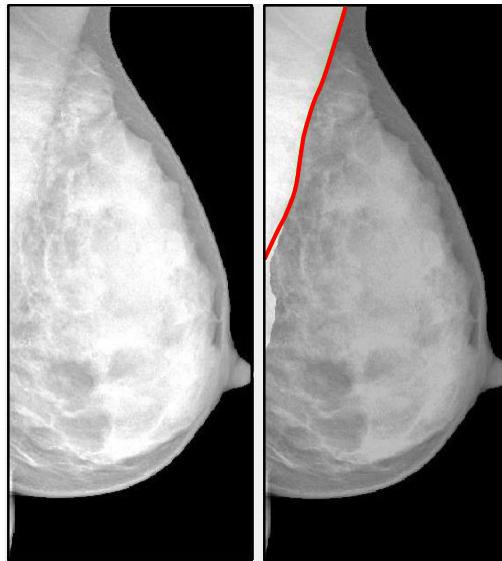


过分割

③



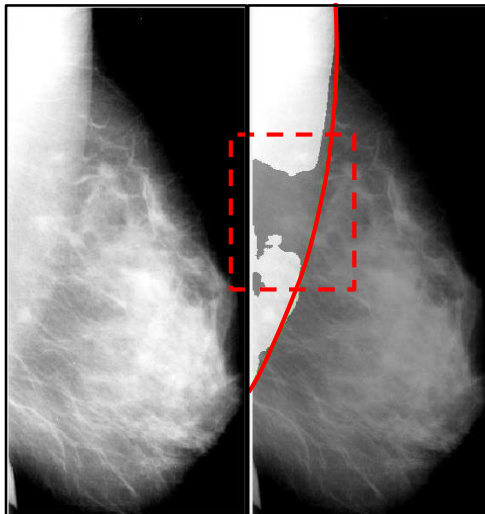
④



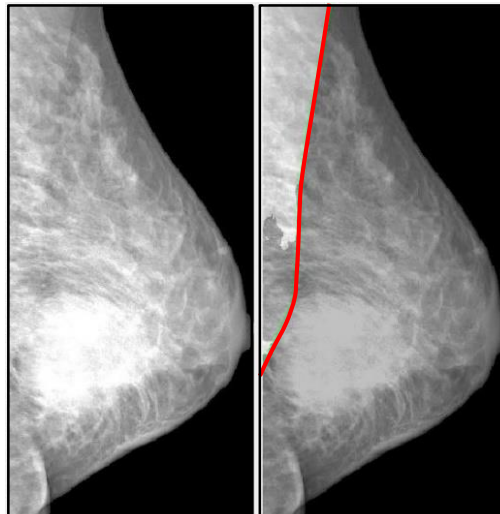
结果中普遍存在的两大类问题

欠分割

①

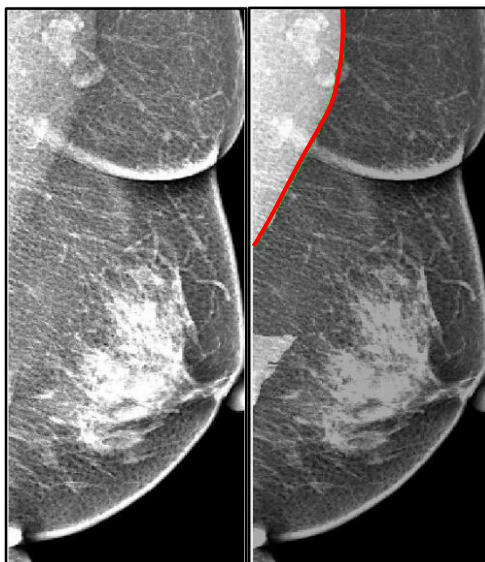


②



过分割

③



④



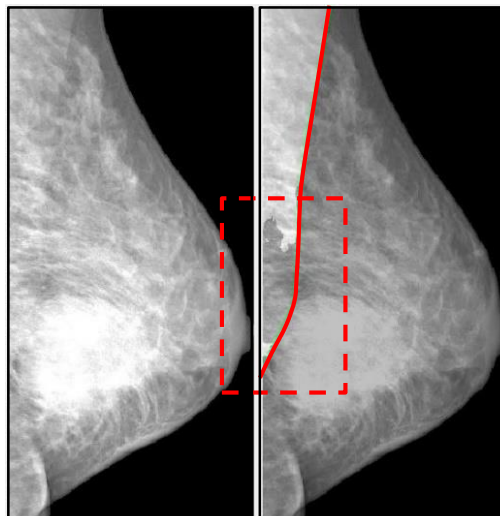
结果中普遍存在的两大类问题

欠分割

①

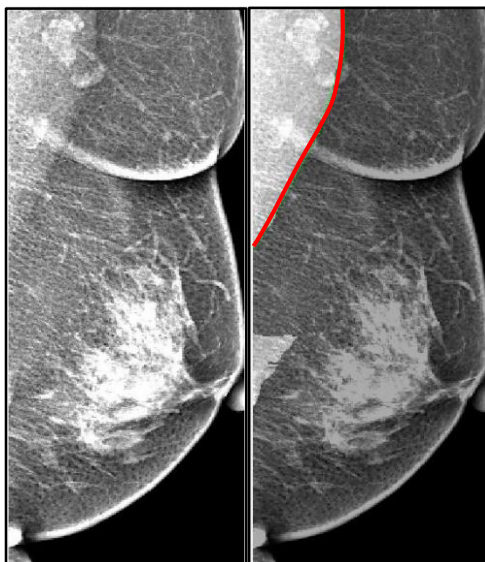


②



过分割

③



④



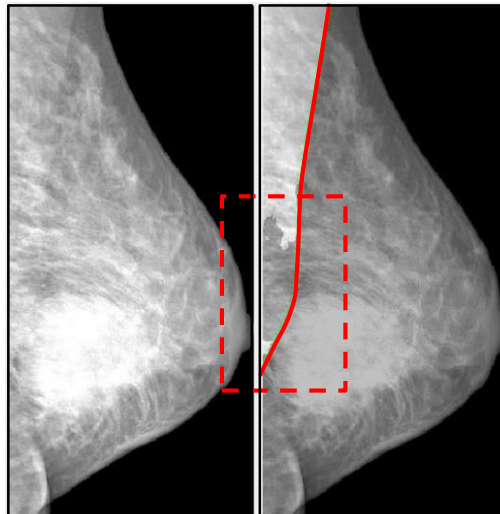
结果中普遍存在的两大类问题

欠分割

①

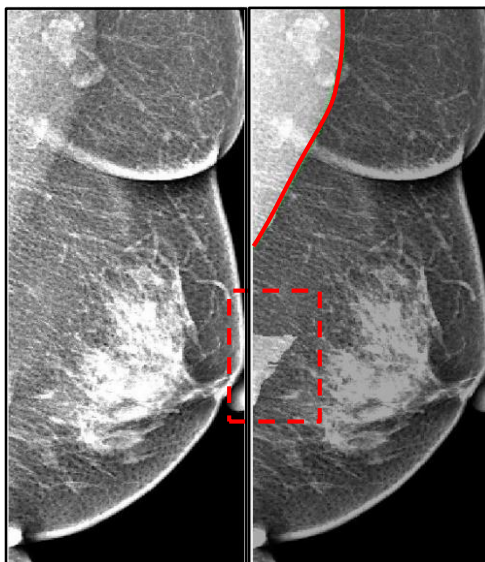


②

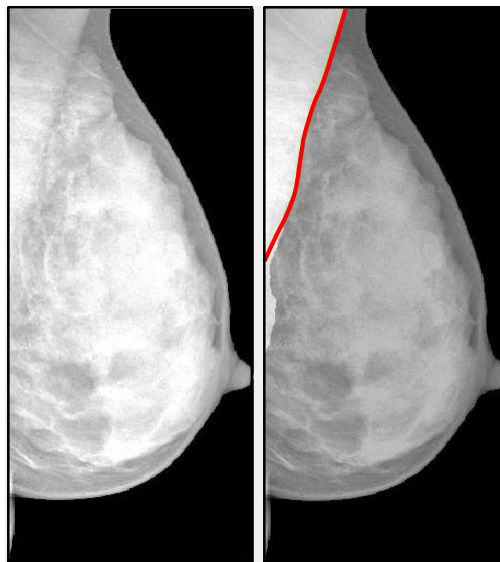


过分割

③



④



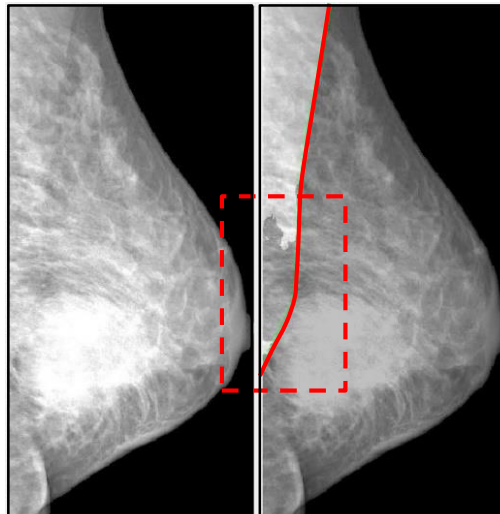
结果中普遍存在的两大类问题

欠分割

①

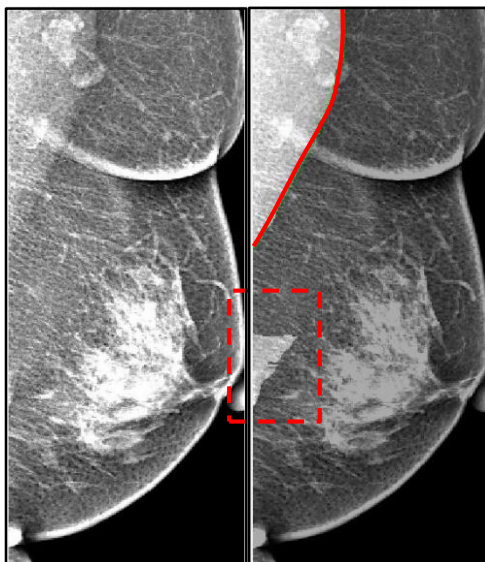


②

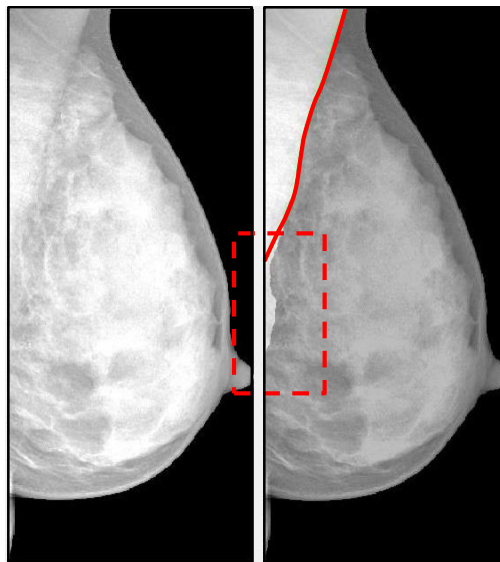


过分割

③



④





目录
OUTLINES

1 引言

2 基于深度学习方法的初始分割算法

3 初始分割算法实验

4 基于传统方法的后处理算法

5 后处理算法实验

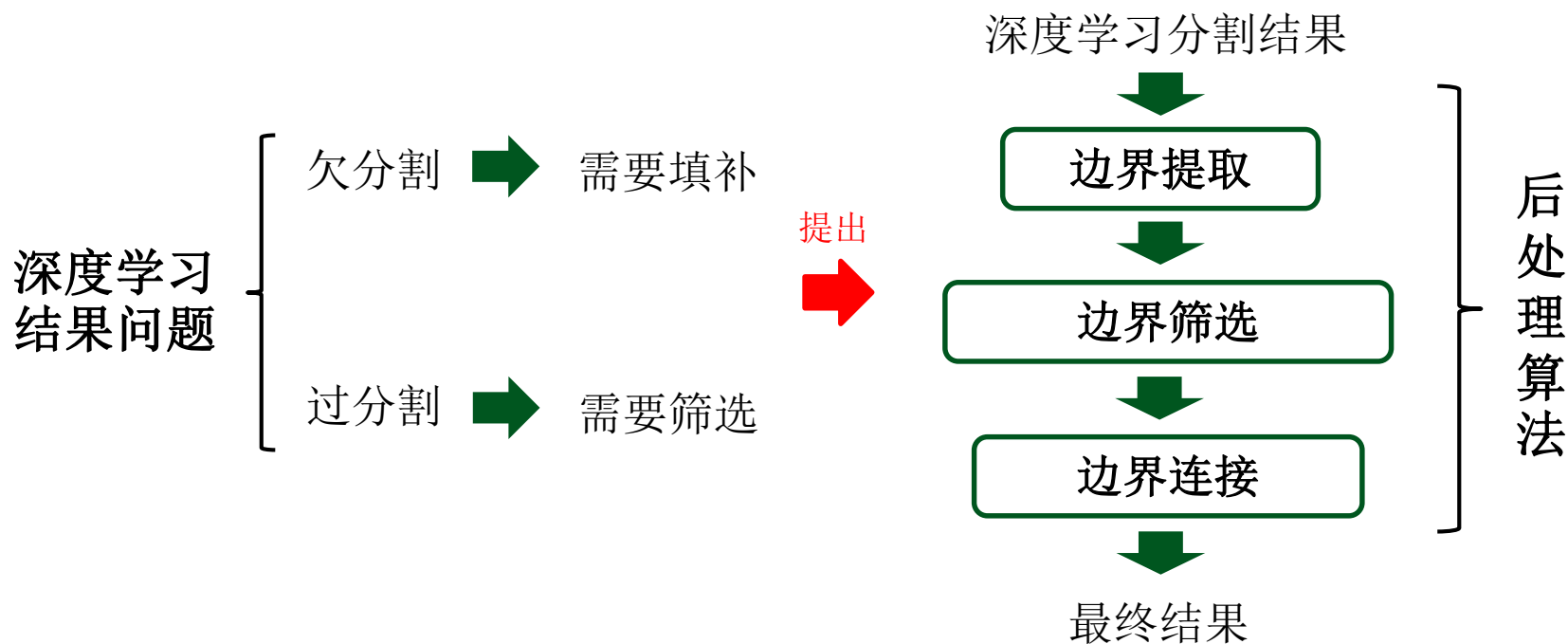
6 总结与展望



算法目的

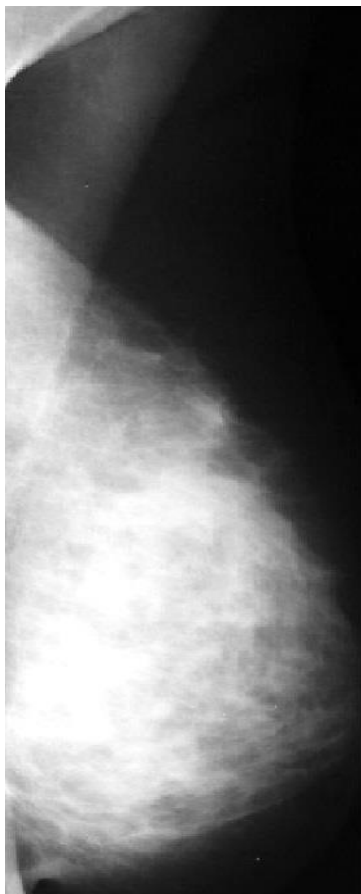
- 纠正深度学习结果中普遍存在的问题

算法设计

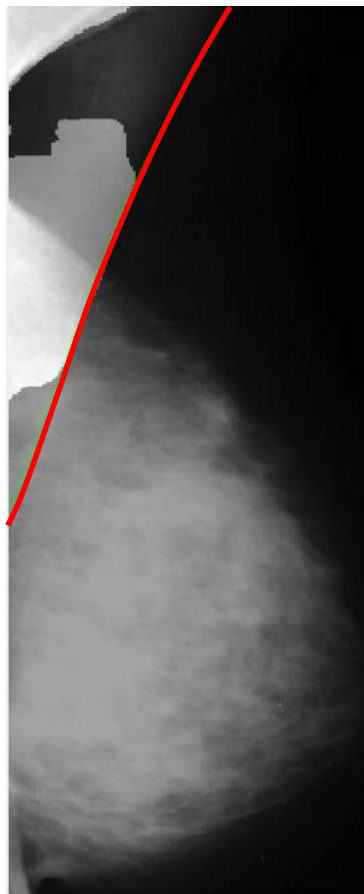




边界提取——窗口扫描



(a)原图



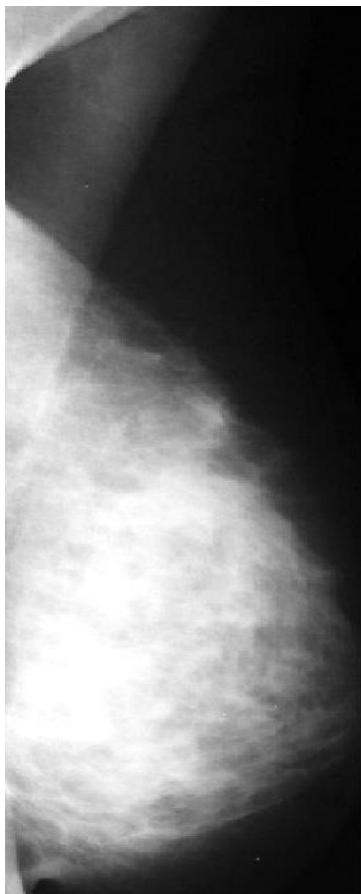
(b)深度学习结果



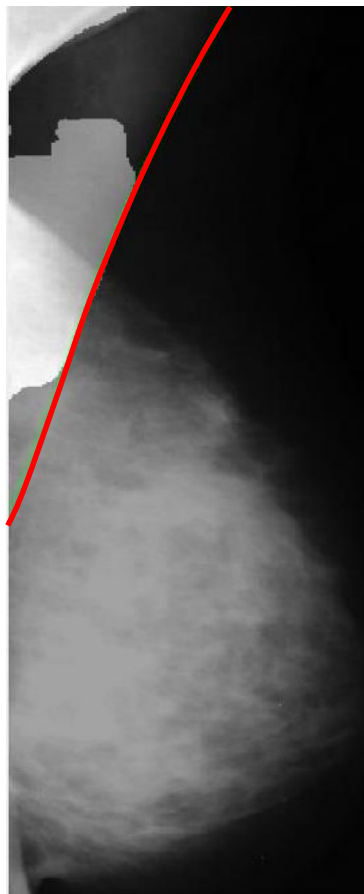
(c)区域边界



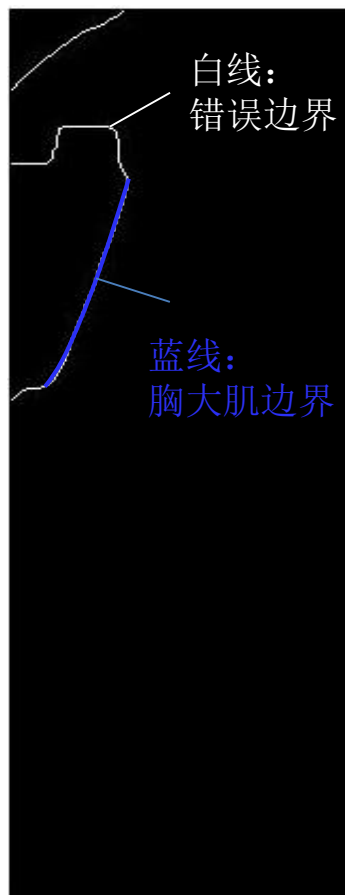
边界提取——窗口扫描



(a)原图



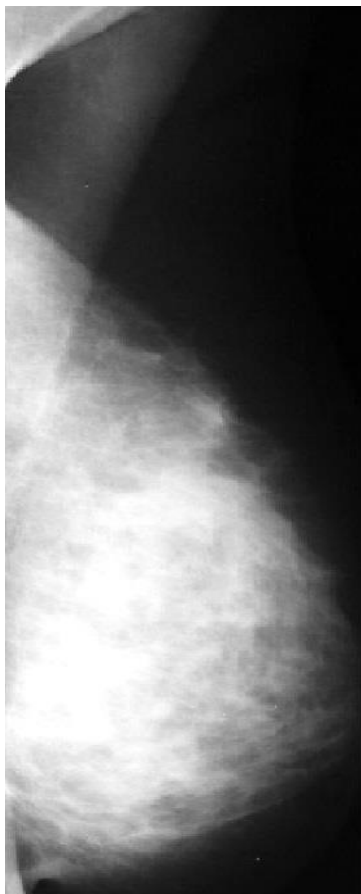
(b)深度学习结果



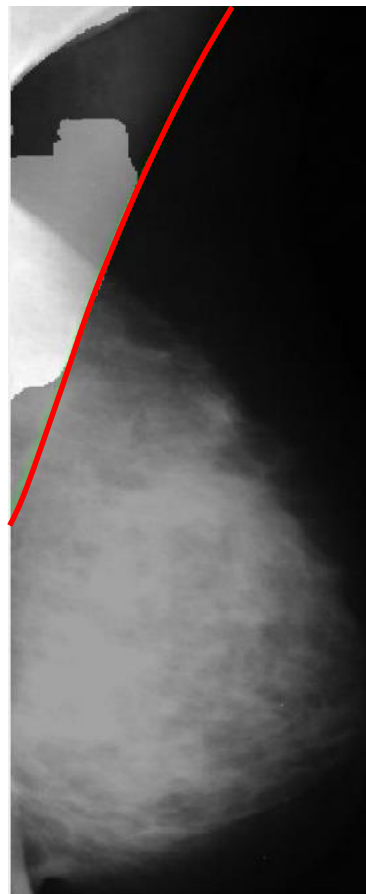
(c)区域边界



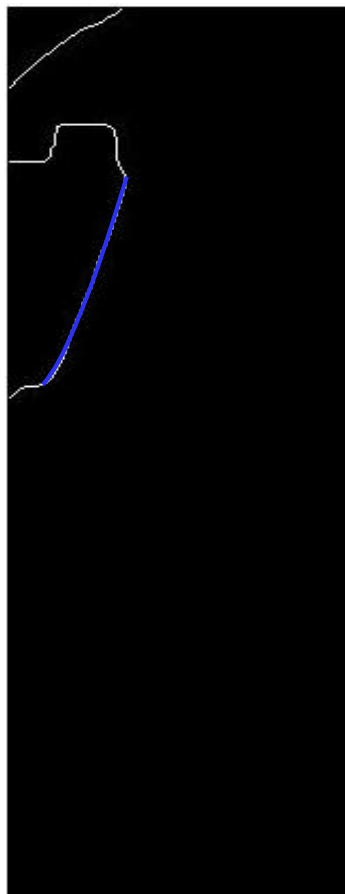
边界提取——窗口扫描



(a)原图



(b)深度学习结果

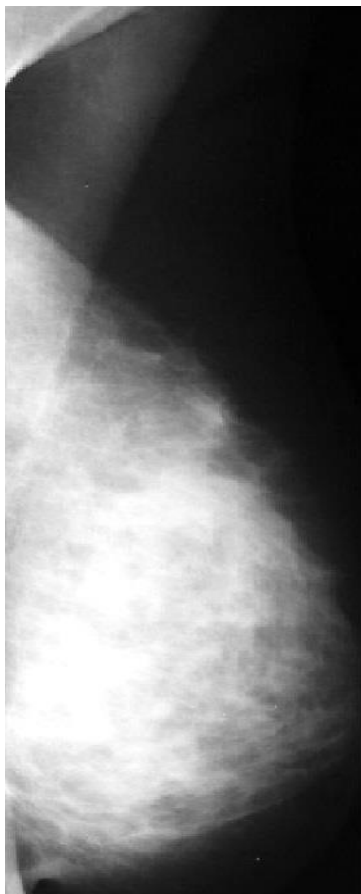


(c)区域边界

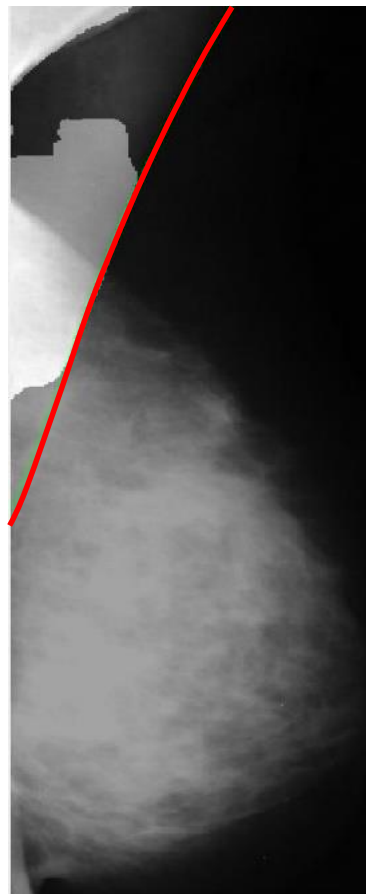


(d) 边界提取结果

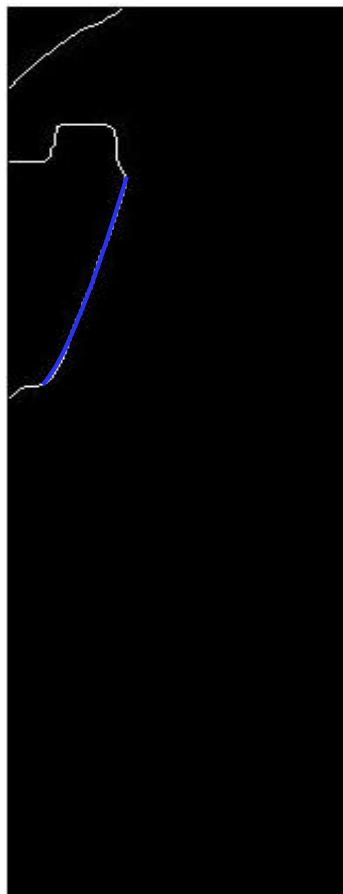
边界提取——窗口扫描



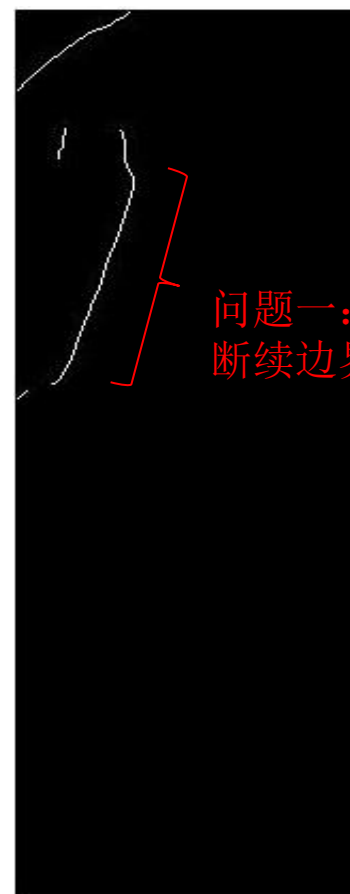
(a)原图



(b)深度学习结果

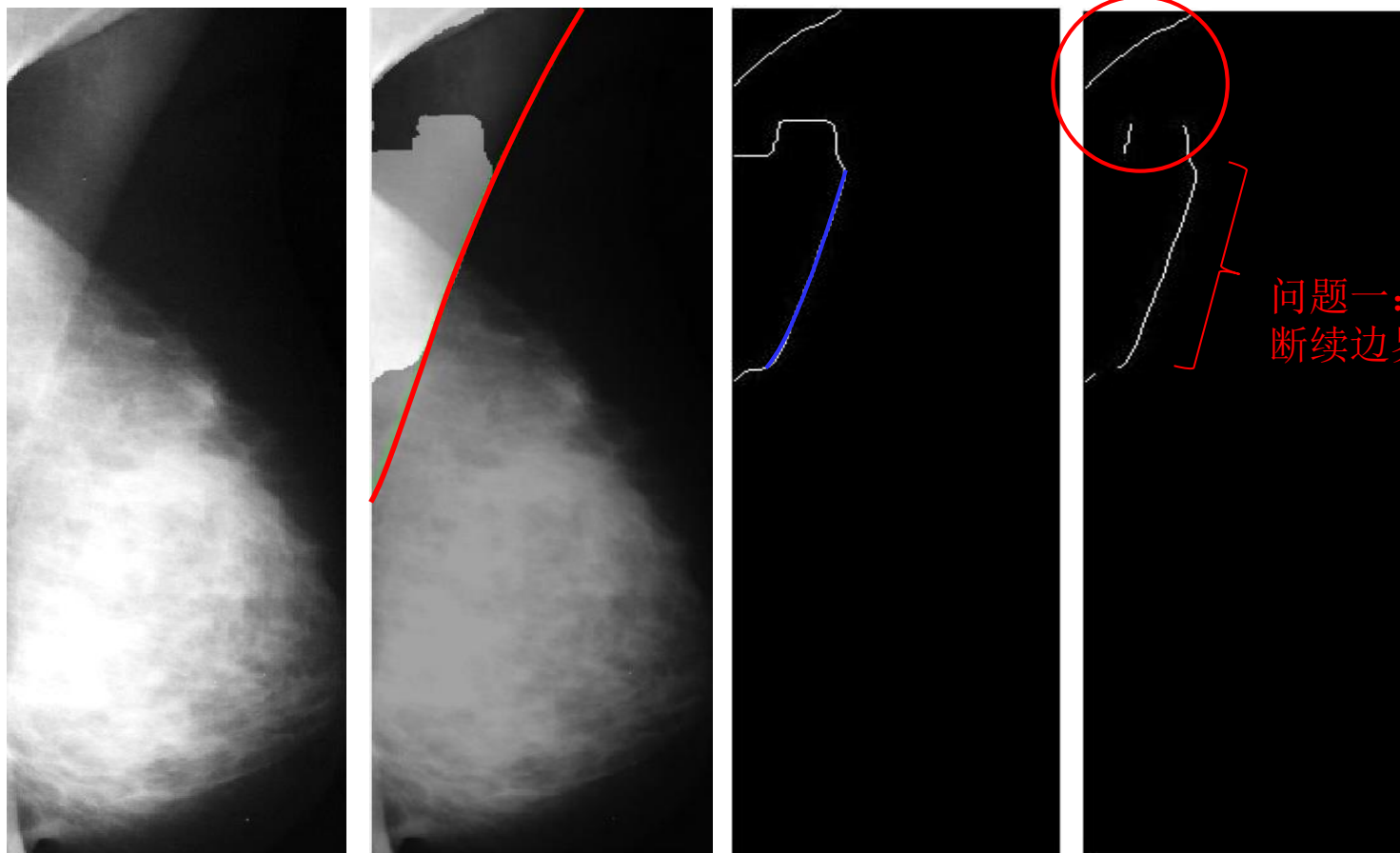


(c)区域边界



(d) 边界提取结果

边界提取——窗口扫描



(a)原图

(b)深度学习结果

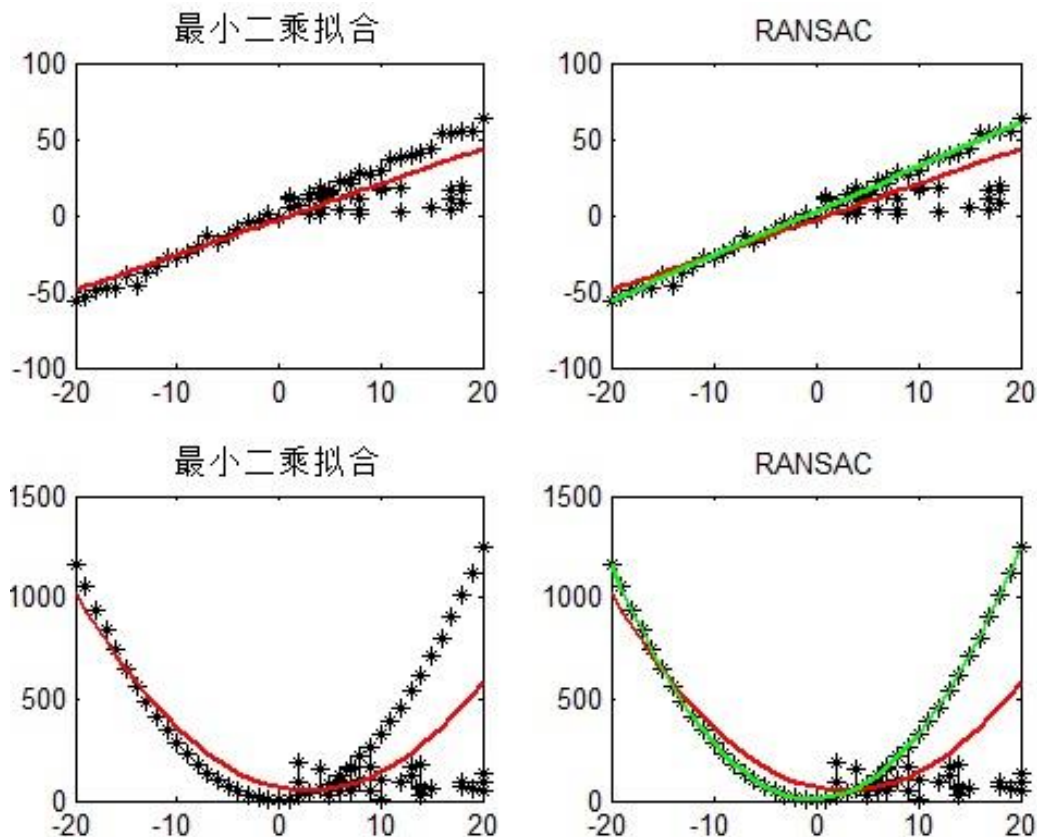
(c)区域边界

(d) 边界提取结果



边界筛选和连接——RANSAC算法

➤ 随机抽样一致算法(Random Sample Consensus, RANSAC)

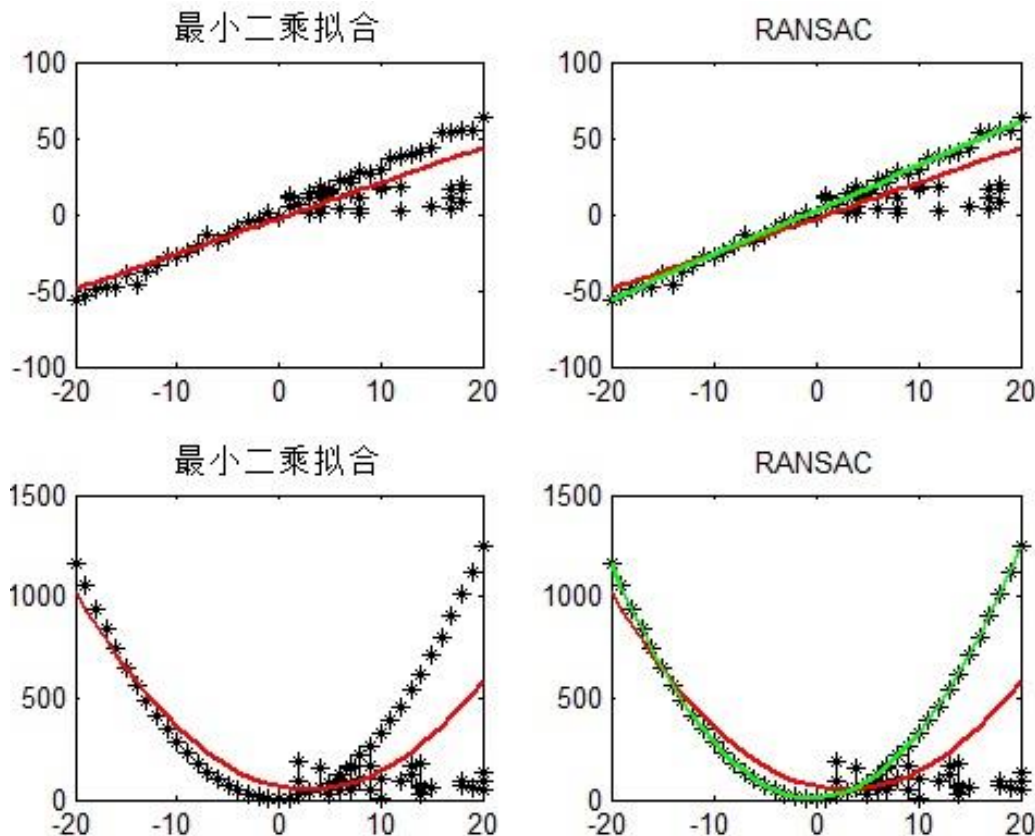


最小二乘法 and RANSAC 算法比较



边界筛选和连接——RANSAC算法

➤ 随机抽样一致算法(Random Sample Consensus, RANSAC)



问题：
如何确定
拟合次数？

最小二乘法 and RANSAC 算法比较

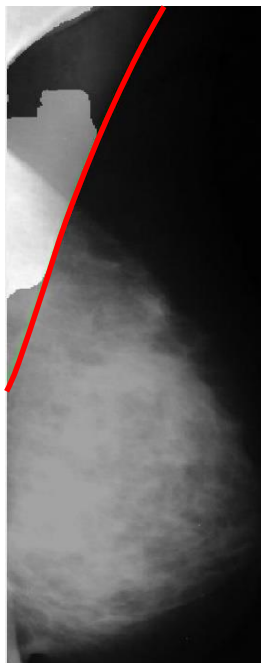


边界筛选和连接——占有率指标

-
- 分别尝试1-5次多项式拟合



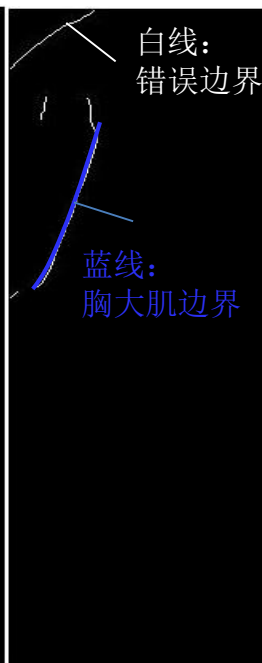
边界筛选和连接——占有率指标



深度学习结果

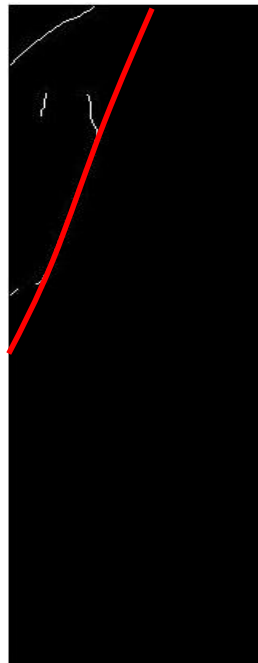


边界提取后

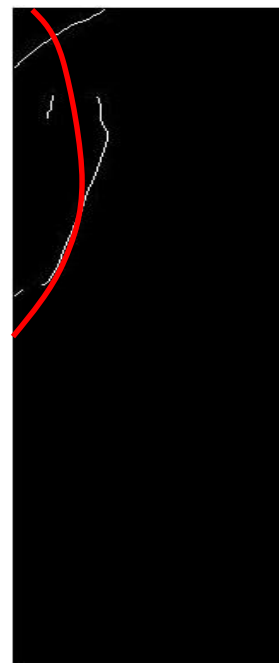


白线：
错误边界

蓝线：
胸大肌边界



①较优的拟合



②较差的拟合

- 分别尝试1-5次多项式拟合
- 计算每次拟合曲线占有率：

拟合曲线穿过的不连通边界数

占有率

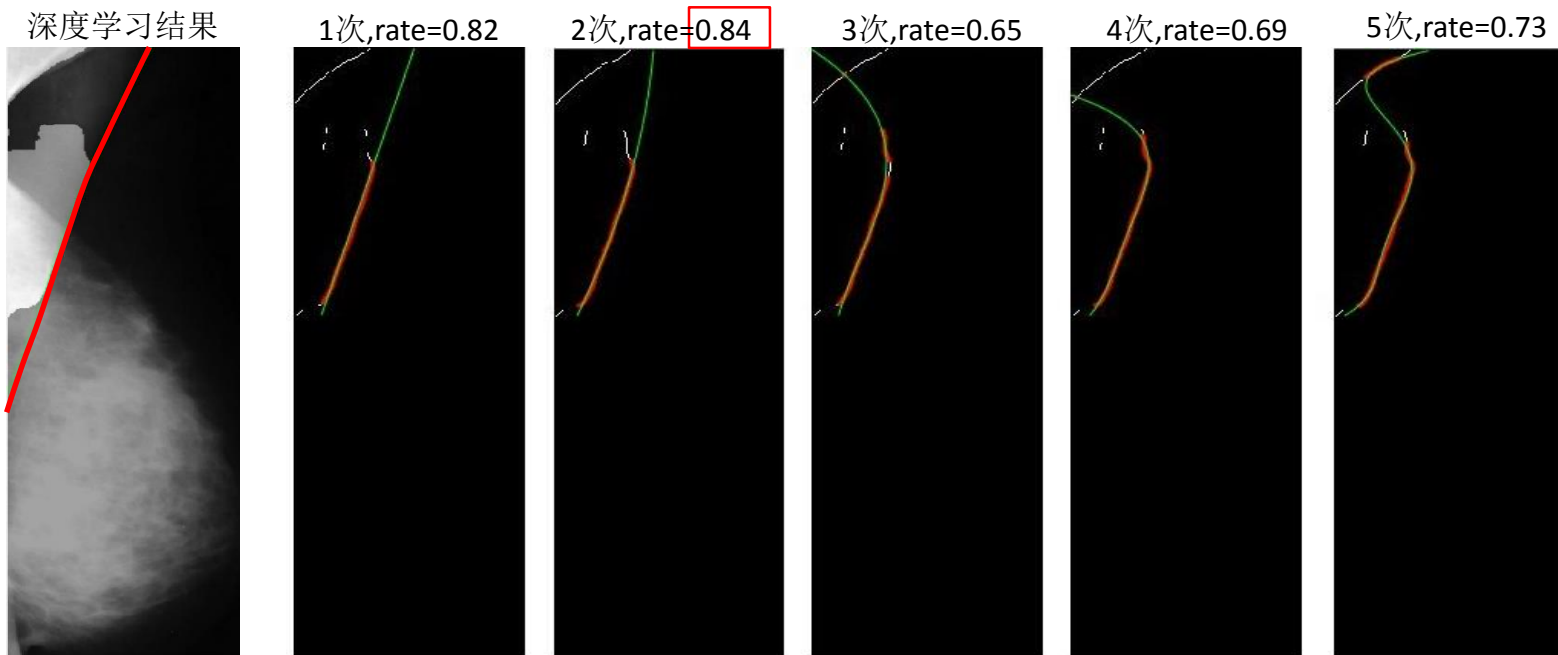
$$rate_{oc} = \frac{\sum_{i=1}^n area_{in}^i}{\sum_{i=1}^n area_{all}^i}$$

第i条边界中，在拟合曲线半径范围内的像素点数

第i条边界包含像素点总数



边界筛选和连接——占有率指标



白线为上一步提取的边界，绿线为多项式拟合结果，红点代表被拟合曲线通过的边界点

➤ 分别尝试1-5次多项式拟合

➤ 计算每次拟合曲线占有率:

拟合曲线穿过的不连通边界数

占有率 $rate_{oc} = \frac{\sum_{i=1}^n area_{in}^i}{\sum_{i=1}^n area_{all}^i}$

第i条边界中，在拟合曲线半径范围内的像素点数

第i条边界包含像素点总数



目录
OUTLINES

1 引言

2 基于深度学习方法的初始分割算法

3 初始分割算法实验

4 基于传统方法的后处理算法

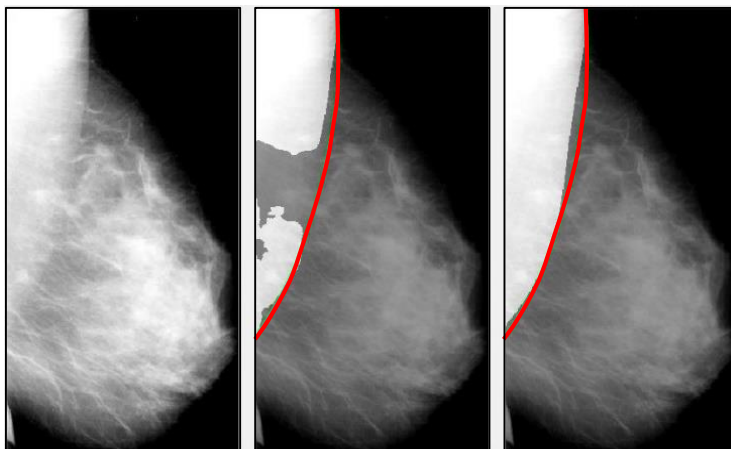
5 后处理算法实验

6 总结与展望

解决的问题

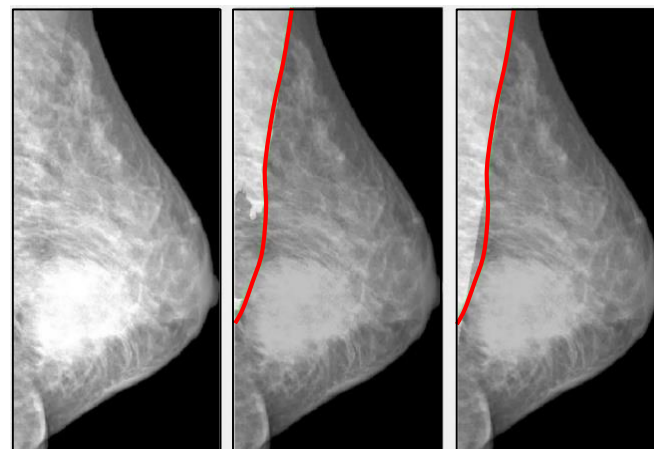
欠分割

①



(a)原图 (b)深度学习结果 (c)经过后处理

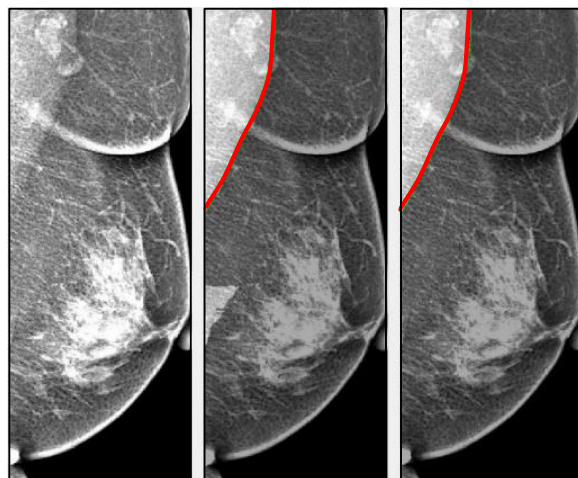
②



(a) (b) (c)

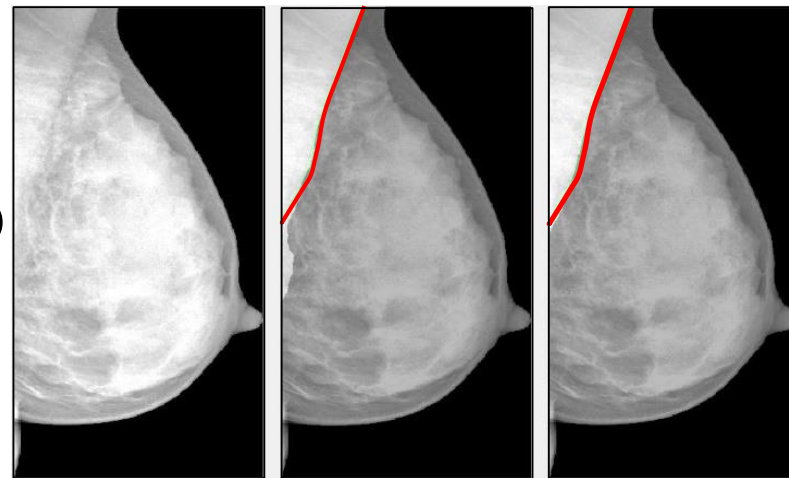
过分割

③



(a) (b) (c)

④

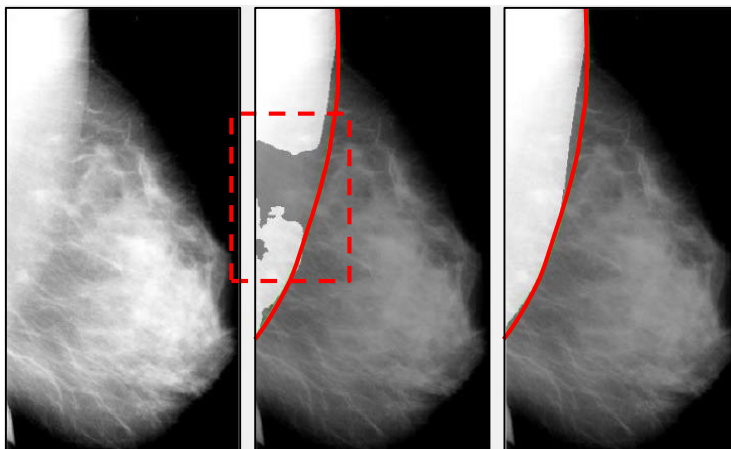


(a) (b) (c)

解决的问题

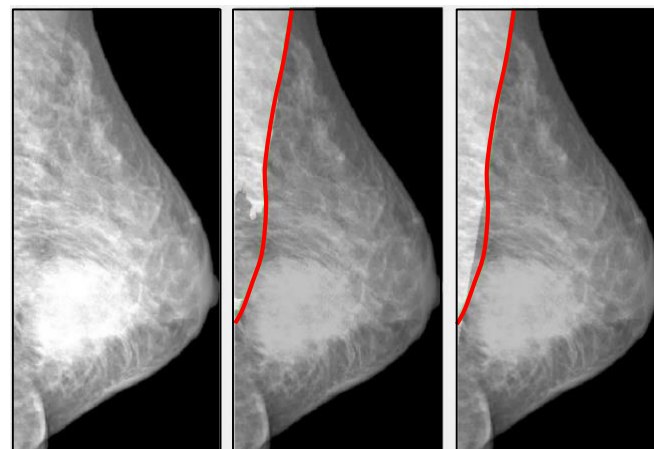
欠分割

①



(a)原图 (b)深度学习结果 (c)经过后处理

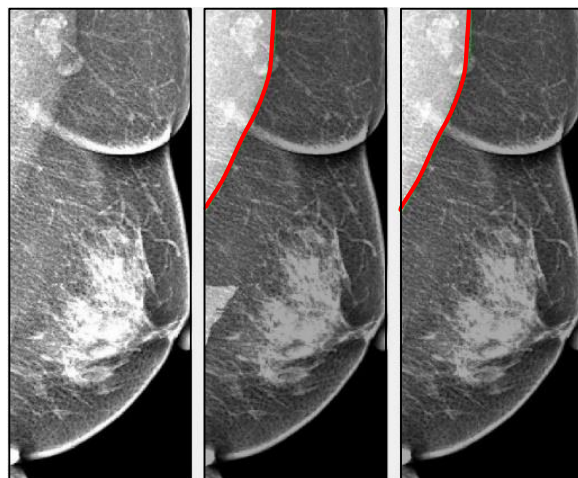
②



(a) (b) (c)

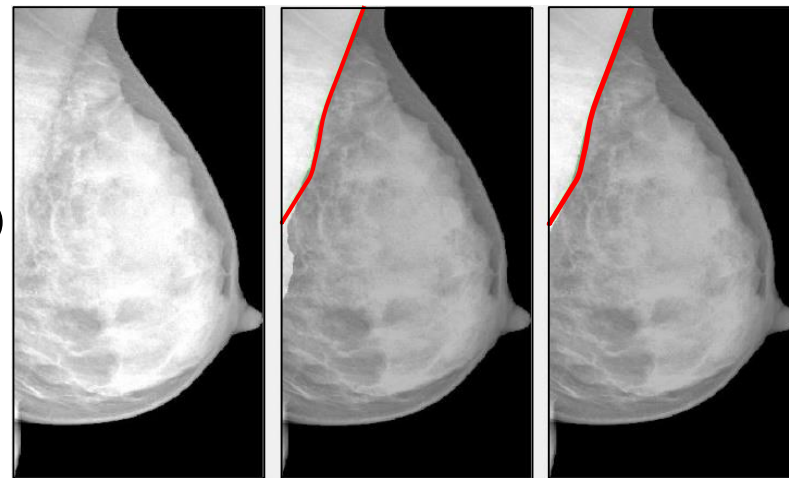
过分割

③



(a) (b) (c)

④

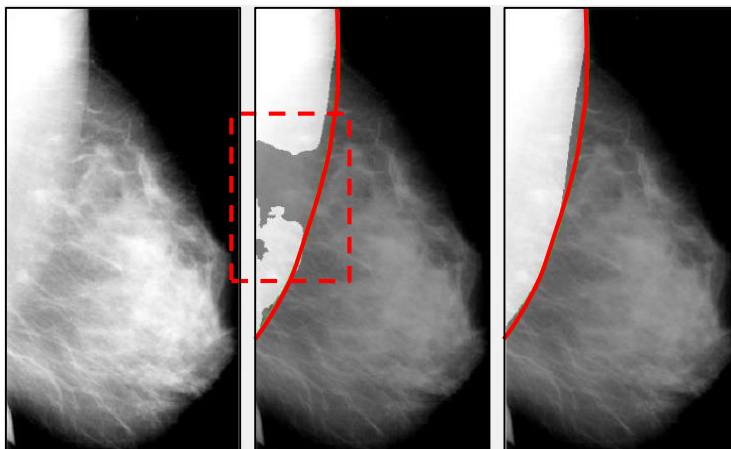


(a) (b) (c)

解决的问题

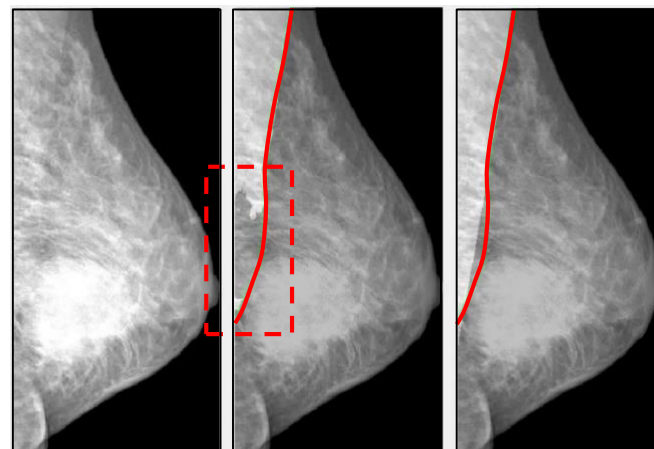
欠分割

①



(a)原图 (b)深度学习结果 (c)经过后处理

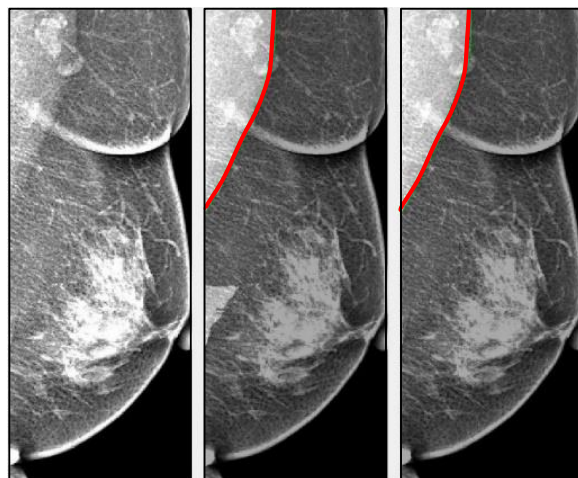
②



(a) (b) (c)

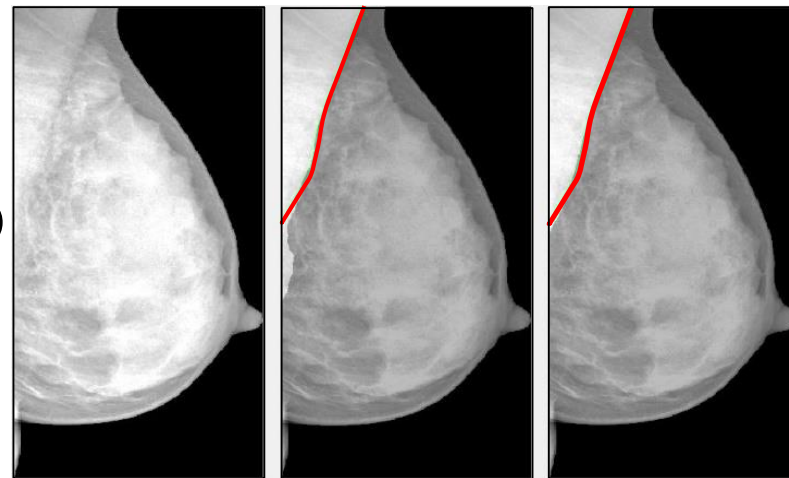
过分割

③



(a) (b) (c)

④

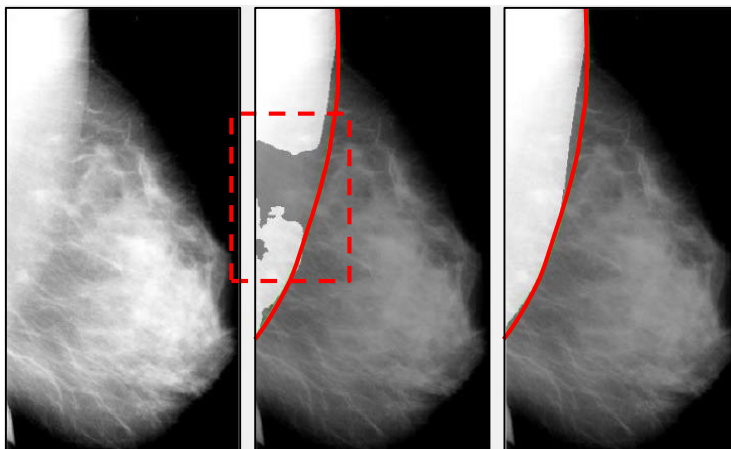


(a) (b) (c)

解决的问题

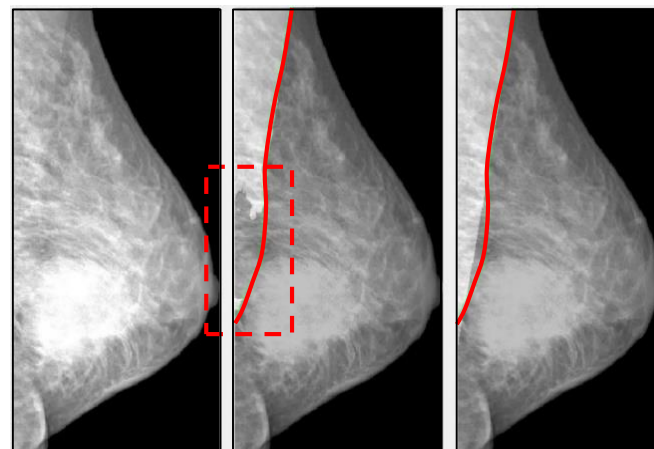
欠分割

①



(a)原图 (b)深度学习结果 (c)经过后处理

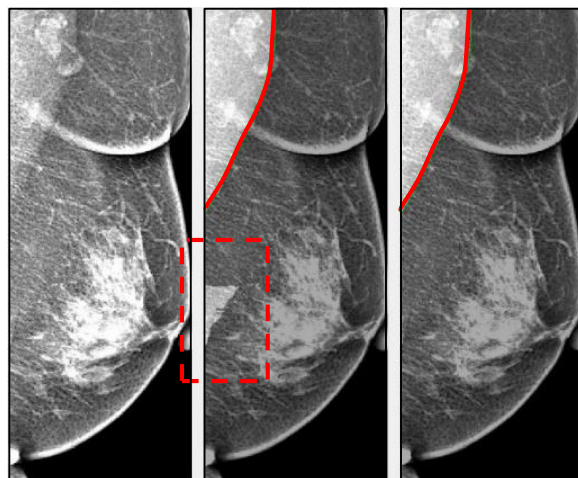
②



(a) (b) (c)

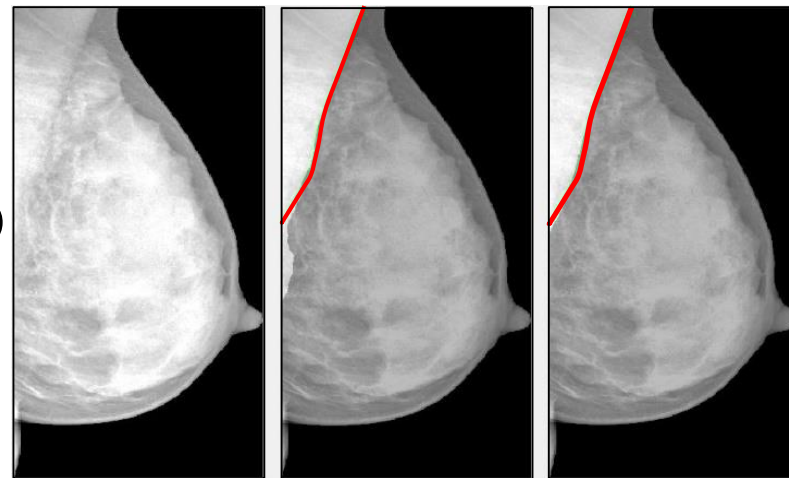
过分割

③



(a) (b) (c)

④

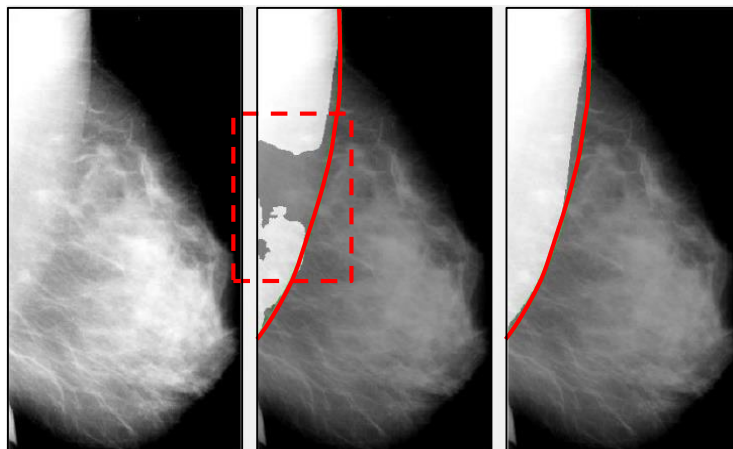


(a) (b) (c)

解决的问题

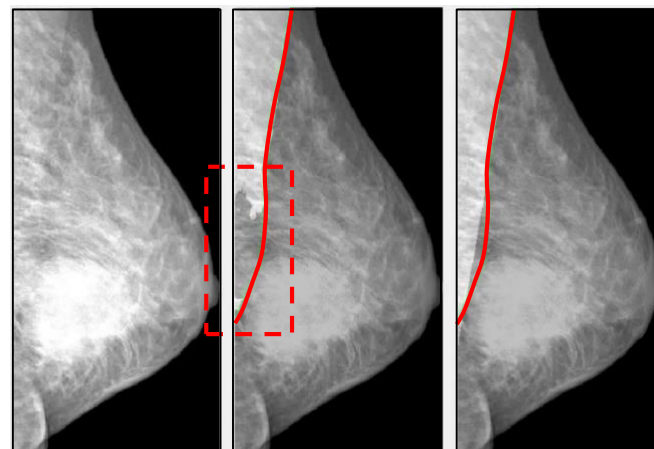
欠分割

①



(a)原图 (b)深度学习结果 (c)经过后处理

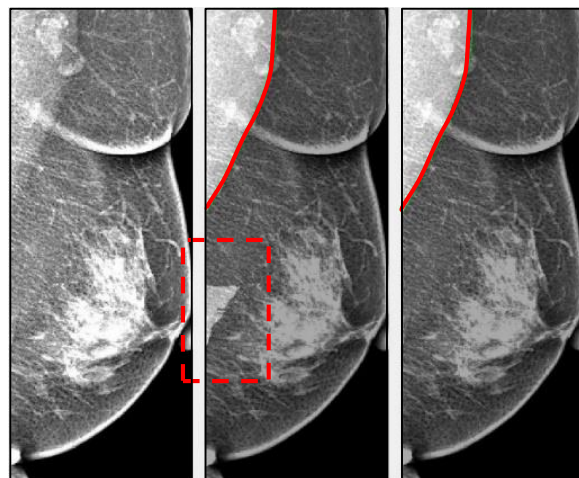
②



(a) (b) (c)

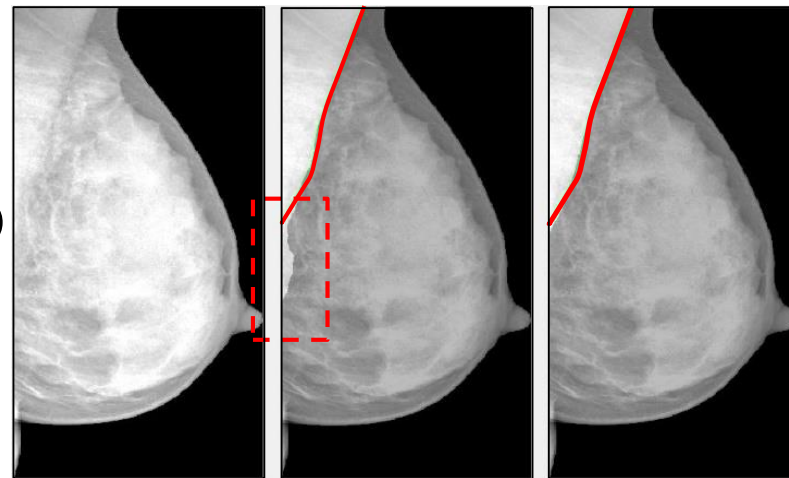
过分割

③



(a) (b) (c)

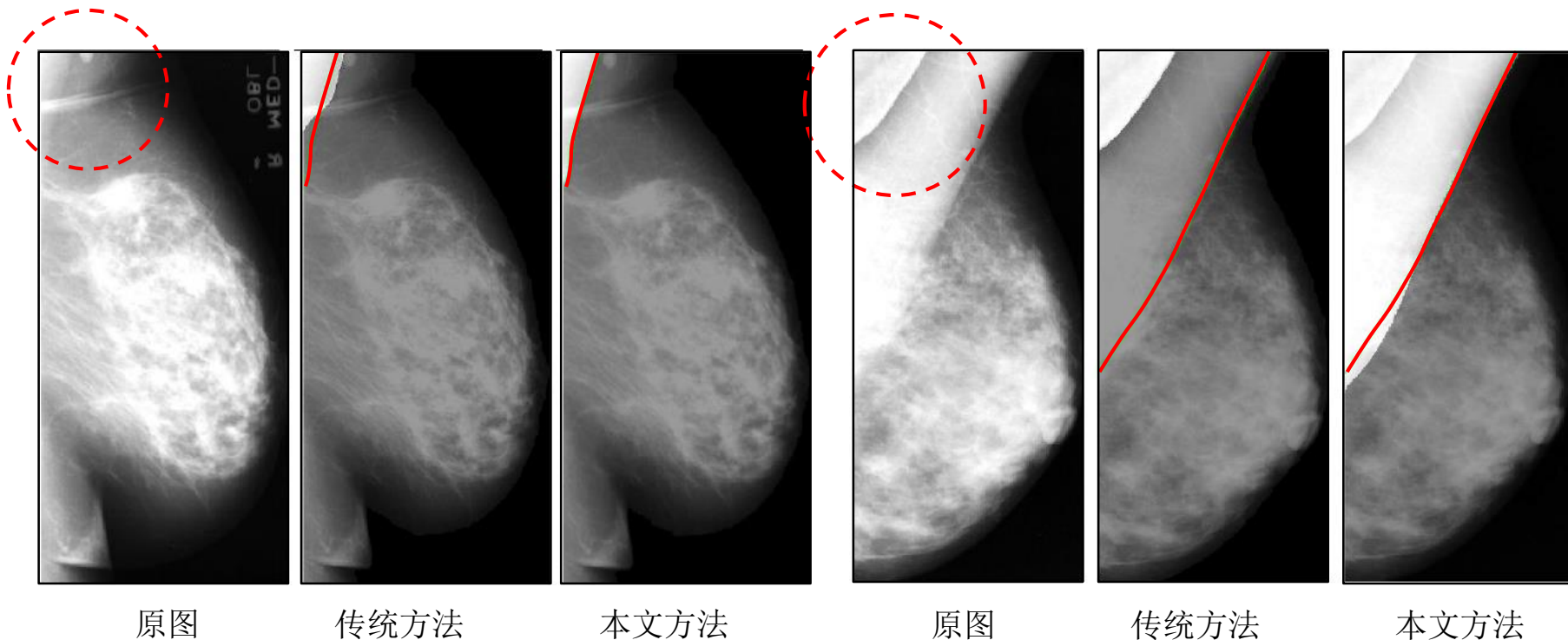
④



(a) (b) (c)

和传统方法对比

➤ 比传统方法更好的掌握了全局特征



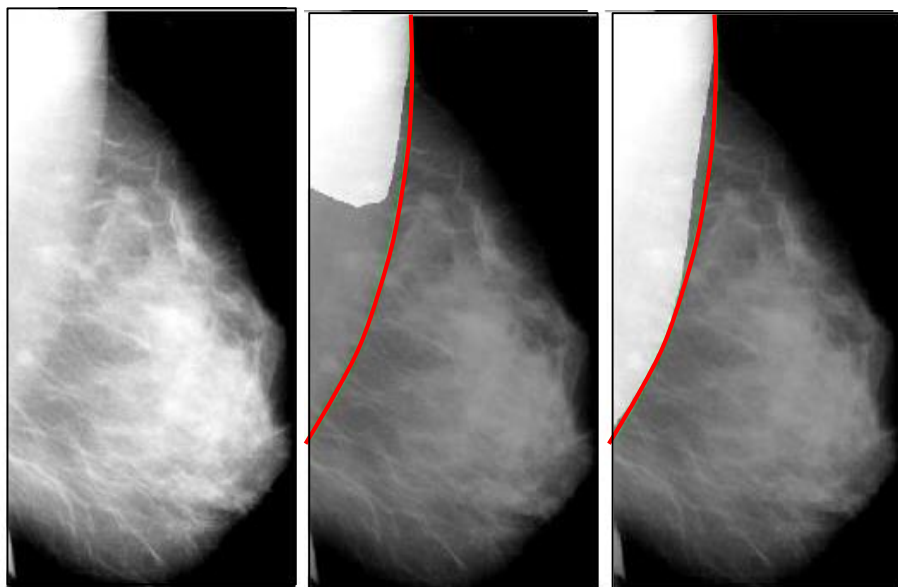
(a) 组织叠加产生了褶皱(红圈)

(b) 腋下组织入镜，产生双层边界(红圈)

LI Y, et al. Pectoral muscle segmentation in mammograms based on homogenous texture and intensity deviation[J]. 2013.

和深度学习方法对比

➤ 弥补了深度学习方法结果中存在的问题

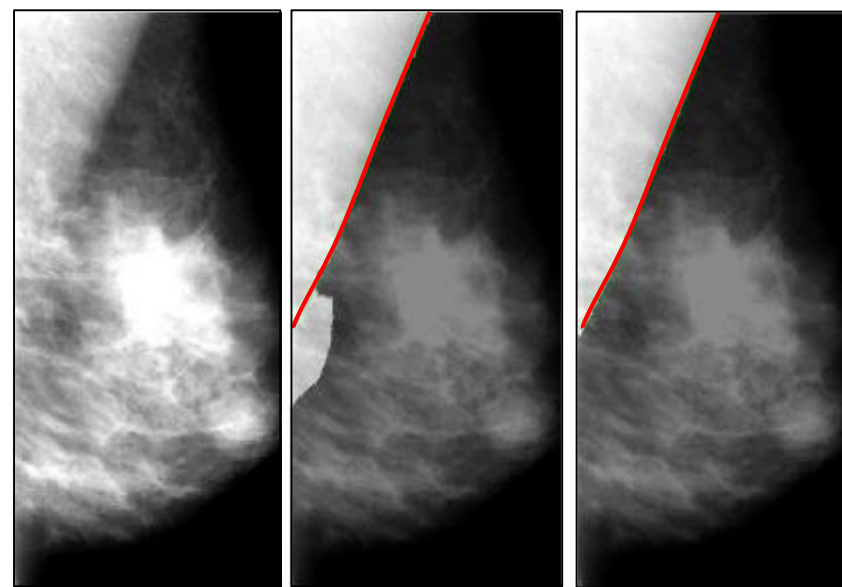


原图

深度学习方法

本文方法

(a) 胸大肌灰度不均，导致欠分割



原图

深度学习方法

本文方法

(b) 乳腺组织影响，导致过分割

RODRIGUEZ-RUIZ A, et al. Pectoral muscle segmentation in breast tomosynthesis with deep learning[C].2018.



目录
OUTLINES

1 引言

2 基于深度学习方法的初始分割算法

3 初始分割算法实验

4 基于传统方法的后处理算法

5 后处理算法实验

6 总结与展望



本文贡献

- (主要)提出新算法，进一步提升了胸大肌分割精度
 - 结合了深度学习方法和传统方法的优点
- 模型泛化能力更强
 - 包含6个数据集，共1377张图像
 - 3个国内数据集，使模型更适合国内医疗情况

改进方向

- 深度学习方法改进
 - 尝试更多损失函数，例如Dice Loss
- 后处理方法改进
 - 加入灰度信息



谢谢！