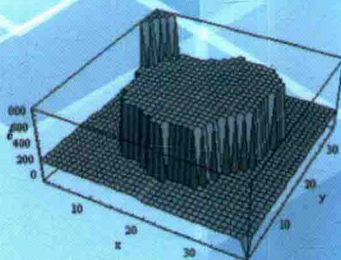
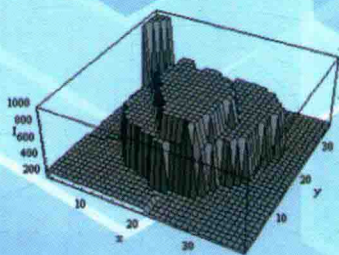
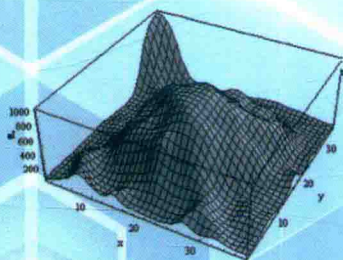


图像检测与分割方法 及其应用

任会之 孙申申 著



机械工业出版社
CHINA MACHINE PRESS

图像检测与分割方法 及其应用

任会之 孙申申 著



机械工业出版社

本书主要介绍关于图像检测与分割方法及其应用的一些最新研究。即在对图像检测与分割方法的基本概念、研究进展进行总结分析的基础上,以人体特别是肺部的医学影像后处理为应用案例,结合现有模式识别、人工智能方面的前沿理论,提出了图像检测与分割的新算法。

本书共分5章。第1章为基于Hessian矩阵的球形区域检测方法及其应用;第2章为基于组合优化和SVM的图像球形区域检测方法;第3章为基于多尺度和Mean-Shift的分割方法研究;第4章为基于EM和Mean-Shift的分割方法研究;第5章为基于改进主动形状模型的分割方法研究。

本书内容既有理论算法,又有典型应用,理论联系实际,具有广泛的参考价值。

本书可供计算机应用、医学影像、生物医学工程等领域从事图像分割和检测理论研究、技术、应用的专业人员和师生参考。

图书在版编目(CIP)数据

图像检测与分割方法及其应用/任会之,孙申申著. —北京:机械工业出版社, 2018. 7

ISBN 978-7-111-59701-8

I. ①图… II. ①任… ②孙… III. ①数字图像处理 IV. ①TN911.73

中国版本图书馆CIP数据核字(2018)第072688号

机械工业出版社(北京市百万庄大街22号 邮政编码100037)

策划编辑:沈红 责任编辑:沈红

责任校对:王明欣 封面设计:路恩中

责任印制:张博

河北鑫兆源印刷有限公司印刷

2018年6月第1版第1次印刷

169mm×239mm·4.75印张·2插页·74千字

标准书号:ISBN 978-7-111-59701-8

定价:69.00元

凡购本书,如有缺页、倒页、脱页,由本社发行部调换

电话服务

网络服务

服务咨询热线:010-88361066

机工官网:www.cmpbook.com

读者购书热线:010-68326294

机工官博:weibo.com/cmp1952

010-88379203

金书网:www.golden-book.com

封面防伪标均为盗版

教育服务网:www.cmpedu.com

前 言

本书从实际应用的角度，研究并改进了现有的图像检测与分割方法。重点讲述了基于圆点滤波器的增强算法、组合优化（如改进遗传算法或分散搜索）和支持向量机相结合的“去假阳”算法框架、基于主动形状模型的分割方法、基于多尺度的均值漂移的带宽选取方法、结合均值漂移和期望最大的分割方法等。

本书以肺部的孤立型肺结节图像检测和分割为实际案例，在应用中对这些算法进行了改进研究，且提出了结合均值漂移和期望最大的图像分割方法；通过在肺部图像的粘连血管型肺结节分割中的应用，证明了其具有较好的应用效果。还提出改进主动形状模型方法，并应用在肺部图像的病态肺实质分割中，取得了较好的结果。

本书详细介绍了这些算法的理论推导、算法步骤和实验结果，力求向读者展示出图像检测与分割的最新研究动态及其应用成果，希望能为从事图像处理的广大读者提供参考，推动该领域的学术进步。本书理论联系实际，应用实例清晰可靠。

本书第1、2章由任会之编写，第3、4、5章由孙申申编写，全书由任会之统稿。

本书的主要内容为著者多年来的研究成果。本书的研究课题得到了国家自然科学基金青年基金（71201105）、辽宁省高校科学研究项目（L2014480）的资助。

由于图像检测与分割技术正在迅速发展之中，加之作者水平有限，本书的内容会有不足之处，恳请广大读者批评指正。

著 者

目 录

前 言

第 1 章 基于 Hessian 矩阵的球形区域检测方法及其应用	1
1.1 基于二维 Hessian 矩阵的圆点滤波器	1
1.2 基于三维 Hessian 矩阵的圆点滤波器	1
1.3 圆点滤波器理论在图像处理中的应用实例	3
1.4 实验结果及分析	6
1.4.1 实验数据	6
1.4.2 实验环境	7
1.4.3 实验方案	7
1.4.4 实验结果	7
第 2 章 基于组合优化和 SVM 的图像球形区域检测方法	10
2.1 求解组合优化问题的智能计算方法	10
2.1.1 遗传算法	10
2.1.2 分散搜索算法	11
2.2 基于组合优化的特征选择模型	11
2.3 基于改进 GA 和 SVM 的求解模型	13
2.4 基于 SS 和 SVM 求解模型	14
2.5 基于改进 GA 和 SVM 模型及其应用	15
2.5.1 肺分割	16
2.5.2 自适应感兴趣区域获取	17
2.5.3 特征提取	18
2.6 实验结果及分析	20
2.6.1 实验数据	20
2.6.2 参数的选取	20
2.6.3 实验结果及讨论	21
第 3 章 基于多尺度和 Mean-Shift 的分割方法研究	29
3.1 多尺度层次聚类方法	29
3.2 均值漂移算法	31

3.3	均值漂移算法带宽参数选取现状	33
3.4	基于多尺度的带宽参数选取方法	35
3.5	基于多尺度和 Mean-Shift 分割在图像处理中的应用	36
3.5.1	初始区域的获取	36
3.5.2	初始带宽参数的选取	37
3.5.3	最佳带宽参数的选取	38
3.5.4	Mean-Shift 二维分割结节过程	39
3.6	实验结果及分析	40
3.6.1	实验方案	40
3.6.2	人造实验数据及结果	40
3.6.3	肺 CT 影像实验数据	42
3.6.4	实验结果与讨论	42
第4章	基于 EM 和 Mean-Shift 的分割方法研究	45
4.1	期望最大算法	45
4.1.1	算法原理	45
4.1.2	算法步骤	46
4.2	基于 EM 和 Mean-Shift 在图像分割中的应用	46
4.2.1	基于 EM 的带宽选取方法流程	46
4.2.2	预处理	48
4.2.3	基于关系矩阵的流向特征提取	49
4.2.4	基于 EM 估计粘连血管型结节模型参数	51
4.2.5	最佳带宽参数选取	51
4.3	Mean-Shift 三维分割结节过程	52
4.4	结果及分析	53
4.4.1	实验方案	53
4.4.2	人造实验数据及结果	53
4.4.3	肺 CT 影像实验数据	55
4.4.4	实验结果与讨论	56
第5章	基于改进主动形状模型的分割方法研究	58
5.1	主动形状模型	58
5.2	改进 ASM 在肺区分割上的应用	59
5.2.1	肺区分割研究现状	59
5.2.2	提取标记点	61

5.2.3	建立形状模型	61
5.2.4	异常标记点选择	62
5.2.5	搜索肺区边缘	63
5.3	数据集及分割结果	64
5.3.1	数据集	64
5.3.2	分割结果	64
5.3.3	分割结果评价与讨论	65
参考文献	67

第 1 章 基于 Hessian 矩阵的球形 区域检测方法及其应用

所谓图像检测，就是对图像感兴趣的特征区域（检测目标）有针对性地进行提取及其过程。其中图像是承载检测目标的载体，检测目标需要事先进行特征提取、归纳，最终通过相应算法分离出来。本章试图应用基于 Hessian 矩阵的圆点滤波器，对具有球形特征的目标图像进行检测。

1.1 基于二维 Hessian 矩阵的圆点滤波器

在二维上，服从高斯分布的圆形用式 (1-1) 表示，服从高斯分布的线结构用式 (1-2) 表示^[1]。

$$d(x, y) = \exp\left(\frac{-(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right) \quad (1-1)$$

$$l(x, y) = \exp\left[\frac{-(x^2)}{2\sigma^2}\right] \quad (1-2)$$

二维 Hessian 矩阵形式如下：

$$H = \begin{pmatrix} u_{xx} & u_{xy} \\ u_{yx} & u_{yy} \end{pmatrix} \quad (1-3)$$

特征值为 λ_1 、 λ_2 ，当 $\lambda_1 = \lambda_2 < 0$ 时，为圆上的像素；当 $\lambda_1 < 0$ 且 $\lambda_2 = 0$ 时，为线上的像素。在二维空间下，定义的圆点和线的增强算子如下：

$$z_{\text{dot}}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = \begin{cases} |\lambda_3|^2 / |\lambda_1|, & \text{当 } \lambda_1 < 0, \lambda_2 < 0, \lambda_3 < 0 \text{ 时} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1-4)$$

$$z_{\text{line}}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = \begin{cases} |\lambda_1| - |\lambda_2|, & \text{当 } \lambda_1 < 0 \text{ 时} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1-5)$$

1.2 基于三维 Hessian 矩阵的圆点滤波器

在三维上，用式 (1-6) 表示服从高斯分布的球；用式 (1-7) 表示服

从高斯分布圆柱；用式 (1-8) 表示服从高斯分布的面模型。模型方程如下^[2]：

$$d(x, y, z) = \exp\left[-\frac{(x^2 + y^2 + z^2)}{2\sigma^2}\right] \quad (1-6)$$

$$l(x, y, z) = \exp\left[-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right] \quad (1-7)$$

$$p(x, y, z) = \exp\left[-\frac{(x^2)}{2\sigma^2}\right] \quad (1-8)$$

三维 Hessian 矩阵形式如下：

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} u_{xx} & u_{xy} & u_{xz} \\ u_{yx} & u_{yy} & u_{yz} \\ u_{zx} & u_{zy} & u_{zz} \end{pmatrix} \quad (1-9)$$

特征值为 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 ，当 $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 < 0$ 时，为结节上的像素；当 $\lambda_1 = \lambda_2 < 0$ 且 $\lambda_3 = 0$ 时，为血管上的像素；当 $\lambda_1 < 0$ 且 $\lambda_2 = \lambda_3 = 0$ 时，为平面上的像素。

图 1-1 阐述了 Hessian 矩阵特征值和局部形状之间的关系。在三维空间中，定义的管、平面和球的增强算子如下：

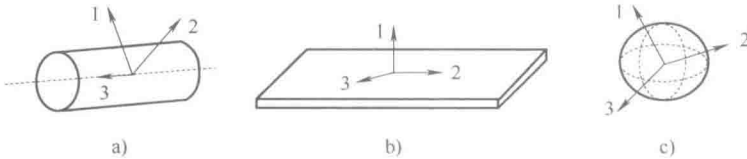


图 1-1 Hessian 矩阵特征值和局部形状之间的关系

a) 管 b) 平面 c) 球

$$z_{\text{dot}}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = \begin{cases} |\lambda_3|^2 / |\lambda_1|, & \text{当 } \lambda_1 < 0, \lambda_2 < 0, \lambda_3 < 0 \text{ 时} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1-10)$$

$$z_{\text{line}}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = \begin{cases} |\lambda_2| (|\lambda_2| - |\lambda_3|) / |\lambda_1|, & \text{当 } \lambda_1 < 0, \lambda_2 < 0, \lambda_3 < 0 \text{ 时} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1-11)$$

$$z_{\text{plane}}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = \begin{cases} |\lambda_1| - |\lambda_2|, & \text{当 } \lambda_1 < 0 \text{ 时} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1-12)$$

1.3 圆点滤波器理论在图像处理中的应用实例

圆点滤波器理论可以应用在具有球形特征的图像目标检测中。在特定人群的人体肺部 CT 影像上，毛玻璃型肺结节（GGO）就表现为球形特征。而检测这些存在于 CT 影像上的毛玻璃型肺结节，有一定的临床价值。因为圆点滤波器可以增强球形图像特征^[3]，所以用圆点滤波器增强毛玻璃肺结节并进行检测是可行的。其具体方法和步骤如下。

首先，利用自适应非线性滤波器（AN filter, Adaptive Nonlinear filter）^[4]拉伸血管与毛玻璃型结节之间的对比度；然后，自适应地选取阈值把血管从肺实质区中剔除掉，这时，肺实质区内只有毛玻璃型结节和肺实质；最后，用圆点滤波器就可以提取出候选毛玻璃型结节。

之所以用自适应非线性滤波器是因为它是空域上的滤波器，不用做傅里叶变换^[6]，速度上是可以接受的。同时，由于其自适应性，它在去除噪声的同时，也增强了边缘，且有较好的拉伸对比度效果。检测 GGO 结节的算法程序流程图如图 1-2 所示。



图 1-2 GGO 结节检测算法程序流程图

由于固定模板的缺点，Guillon 等人^[4]提出了根据图像的局部梯度自适应地变换滤波器模板，即自适应非线性滤波器（AN filter）。设模板 S 的

尺寸为 $K_1 \cdot K_2$ ，模板的系数应该是像素 (x, y) 和像素 $(x+i, y+j)$ 灰度值相似程度。如果相同，则 $m_{ij} = 1$ ；如果相差很大，则 $m_{ij} = 0$ 。自适应滤波器的模板 $M = \{m_{ij} \in [0, 1] \mid (i, j) \in S\}$ ，定义自适应滤波器模板的系数 m_{ij} 如下：

$$S = \left\{ (i, j) \in \left[-\frac{K_1-1}{2}; \frac{K_1-1}{2} \right] \cdot \left[-\frac{K_2-1}{2}; \frac{K_2-1}{2} \right] \right\} \quad (1-13)$$

$$m_{ij} = \exp \left\{ -\frac{[f(x+i, y+j) - f(x, y)]^2}{2\delta^2} \right\} \quad (1-14)$$

为了使滤波器同时起到平滑和增强边缘的作用，下列式把低通滤波器和高通滤波器结合起来^[5]。

$$g(x, y) = g_L(x, y) + \alpha g_H(x, y) \quad (1-15)$$

$$g_L(x, y) = \sum_{(i, j) \in S} h_{i, j} f(x+i, y+j) \quad (1-16)$$

$$h_{i, j} = \frac{m_{i, j}}{\sum_{(k, l) \in S} m_{k, l}} \quad (1-17)$$

$$g_H(x, y) = \sum_{(i, j) \in S} w_{i, j} f(x+i, y+j) \quad (1-18)$$

$$w_{i, j} = m_{i, j} - \bar{m}; \quad \bar{m} = \frac{1}{\text{Card}(S)} \sum_{(i, j) \in S} m_{i, j} \quad (1-19)$$

式中： $g_L(x, y)$ 为低通滤波器； $g_H(x, y)$ 为高通滤波器； $\text{Card}(S)$ 表示集合 S 中元素的个数。

自适应滤波器低通部分和高通部分的效果如图 1-3 所示。图 1-3a 是对含 GGO 的 CT 影像进行自适应非线性滤波的低通部分的效果，图 1-3b 是对含 GGO 的 CT 影像进行自适应非线性滤波的高通部分的效果。图 1-4 为

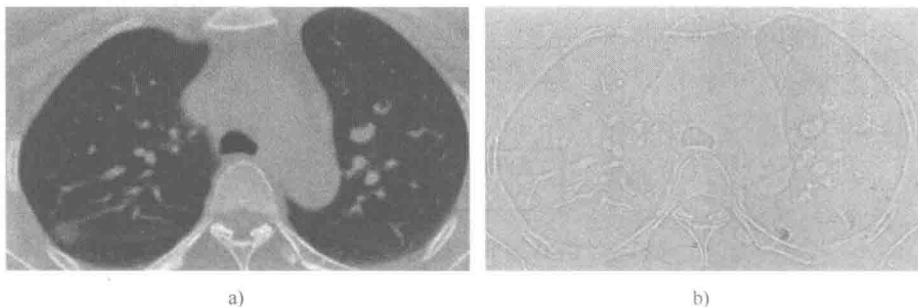


图 1-3 自适应滤波器低通部分和高通部分的效果
a) 低通部分效果 b) 高通部分效果

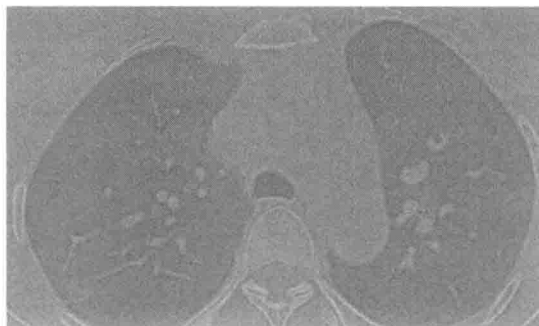


图 1-4 自适应非线性滤波器滤波的增强效果

自适应非线性滤波器滤波的增强效果，可以看出，滤波器拉伸了血管和毛玻璃型结节的对比度，也拉近了毛玻璃型结节和肺实质区域的 CT 对比度。

如果数据集合服从正态分布 $N(\mu, \sigma)$ ，根据正态分布的性质， 4σ 能覆盖正态分布曲线下面积的 0.95 倍。图 1-4 所示的直方图如图 1-5a 所示。假设该直方图服从半个正态分布，血管等的高亮区域应该占曲线下面积的 $(1 - 0.95)/2 = 0.025$ 倍。

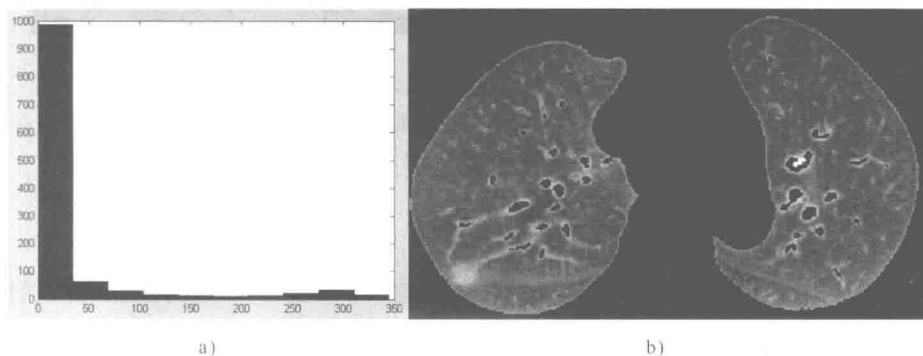


图 1-5 从增强图像中剔除血管

a) 图 1-4 的直方图 b) 去除血管后的图像

图 1-4 所示中可以看到已经把血管和毛玻璃型结节的对比度拉大了，下面用自适应阈值的方法再把血管剔除出去。设肺实质区域直方图的最大灰度级数为 $\max Value$ ，最小灰度级数为 $\min Value$ ，肺实质区域的像素个数为 n ，从 $\max Value$ 到 $\min Value$ 累加灰度级对应的像素个数和 $sumThreshold$ 。当 $sumThreshold > n \times 0.025$ 则停止，并记录当前的灰度值 $ThresholdValue$ 。

自适应阈值 τ 被设为 $ThresholdValue$ ，用阈值 τ 把血管从原图像中剔除掉，如图 1-5b 所示。

如果直接对图 1-5b 做圆点滤波器的处理，运算量会非常大，且耗时多，不实用。则需要对图 1-5b 取高亮区域，在高亮区域中进行圆点滤波器的操作。用自适应阈值的方法提取高亮区域，即设图 1-5a 直方图的最大灰度级数为 $maxValue1$ ，最小灰度级数为 $minValue1$ ，肺实质区域的像素个数为 n_1 ，从 $maxValue1$ 到 $minValue1$ 累加灰度级对应的像素个数和 $sumThreshold1$ ，当 $sumThreshold1 > n_1 \times 0.1$ 则停止，并记录当前的灰度级数 $ThreshodValue1$ 。自适应阈值 τ_1 被设为 $ThresholdValue1$ 。二值化后高亮区域如图 1-6a 所示；对图 1-6a 进行圆点滤波器操作结果如图 1-6b 所示，图中圈定的为候选毛玻璃型结节。

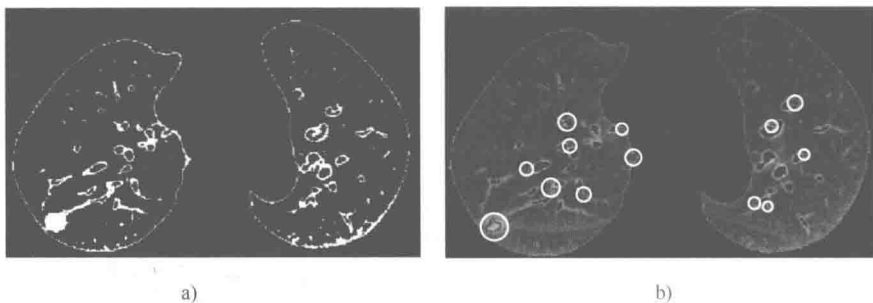


图 1-6 提取毛玻璃型候选结节的结果
a) 高亮区域 b) 圆点滤波器提取得 GGO 型“候选点”

1.4 实验结果及分析

1.4.1 实验数据

表 1-1 描述了本章中使用的影像数据来源和数据属性。数据来源于 LIDC 数据库和广州医学院第一附属医院，每套数据的结节都有医生手工标识的“金标准”，即结节的位置。LIDC 数据库中的数据是扫描部分的肺影像，而广州医学院第一附属医院的数据是扫描全肺影像。广州医学院第一附属医院的数据库中的影像，是通过东芝 16 排 CT 产生的，球管的电压为 120kV，电流为 130mA。数据被重建成 512×512 大小的影像。

表 1-1 本章测试算法性能的数据库

项 目	LIDC 数据库	广州医学院第一附属医院
CT 影像套数/套	23	64
像素单位体积	0.6mm × 0.6mm × 0.6mm	0.6mm × 0.6mm × 2mm ~ 3mm
平均层数/层	30 ~ 50	100 ~ 200
“金标准”中结节总数/个	23	226
孤立型结节总数/个	11	82
粘连血管型结节总数/个	6	54
粘连肺壁型结节总数/个	2	58
GGO 结节数/个	4	32

1.4.2 实验环境

所有实验都是在主频 AMD2GHz、内存 1.5GB 计算机上完成的；操作系统是 Windows XP，编程语言为 VC++6.0。算法代码的开发都是在东软医学影像处理与分析平台下完成的，该平台是基于 NIL 库实现的，并负责把 3D 影像数据读入到内存中，且能把处理后的结果显示到界面上。

1.4.3 实验方案

本章实验共设计 2 套实验方案，具体方案如下。

1. 实验一

目的是分析提取毛玻璃型候选肺结节的必要性。让医生检测 LIDC 数据库中的所有影像，并画出检测结果。同时和 LIDC 发布的“金标准”进行比较，并分别统计各种类型结节的漏检情况。

2. 实验二

目的是分析所提出的提取毛玻璃型候选肺结节方法的有效性和实用性。首先，找出“金标准”含有毛玻璃型结节的影像；然后，分别对每套影像分割肺实质区域；再次，按照 1.3 中所述方法，得到 GGO 结节的“候选点”；最后，统计平均运行时间、“候选点”个数/套、漏检的个数。与此同时，在相同的数据集上对文献 [6, 8] 所述算法进行了评估，并把它们的结果与所提出的方法的结果相比较。

1.4.4 实验结果

实验一的实验结果是：LIDC 数据库中共 23 个结节，医生总共漏检了 6 个，其中孤立型结节漏检 2 个，粘连血管型结节和粘连肺壁型结节无漏检，而毛玻璃型结节漏检了 4 个（漏检率 100%）。因此，证明了毛玻璃型结节是医

生最易漏检的结节类型，从而说明提取候选毛玻璃型结节的必要性。

实验二中把 1.3 所述方法中的自适应滤波器的参数 α 设为 3，模板的高斯系数 δ 也设定为 3。检测结果是：对于广州医学院第一附属医院数据库中的 32 个毛玻璃型结节，漏检了 5 个；而对于 LIDC 数据库中的 4 个毛玻璃型结节，没有漏检现象发生。表 1-2 分别列出了 3 种方法的漏检率、平均每层“候选点”个数，平均每套影像提取“候选点”所需时间。

表 1-2 本章方法与现有的 2 种方法的性能对比

实验方法	漏检率	候选点个数/层	速度/(min/套)
文献 [6] 方法	42.5%	32.0	3.5
文献 [8] 方法	30.4%	7.4	4.5
本章方法	15.6%	5.5	1.2

图 1-7 为 4 幅包含 GGO 结节的影像，箭头标示的为 GGO 结节。本章方法提取候选毛玻璃型结节的实际效果如图 1-8 所示，图 1-8 为本章算法提取 GGO 结节“候选点”（各分图的左半部分）的结果，且用箭头标示。

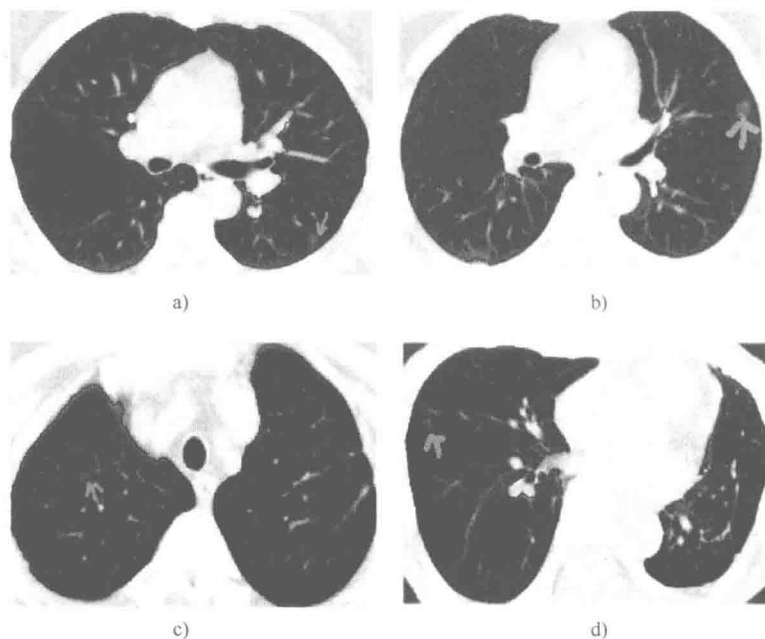


图 1-7 4 幅包含 GGO 结节的影像

- a) 含毛玻璃型结节影像 1 b) 含毛玻璃型结节影像 2
c) 含毛玻璃型结节影像 3 d) 含毛玻璃型结节影像 4

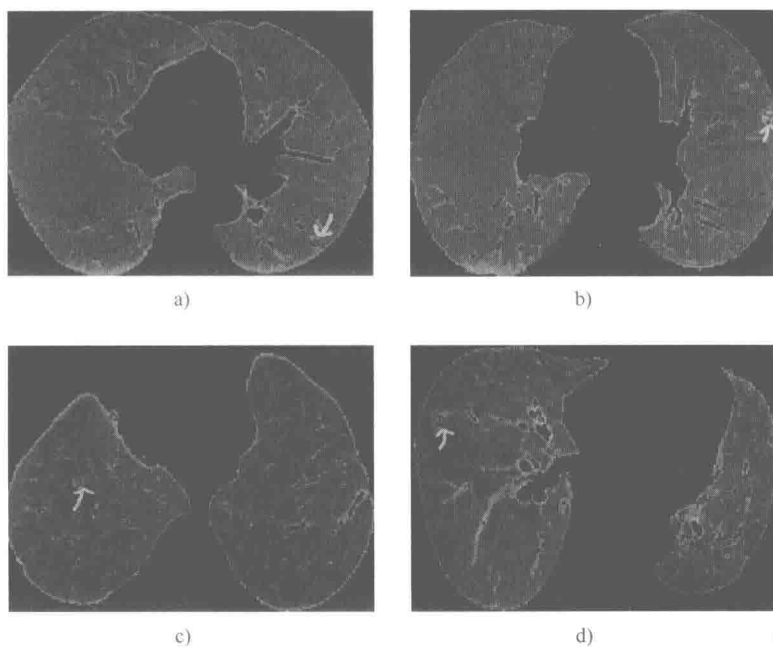


图 1-8 本章算法提取 GGO 结节“候选点”的结果

- a) 对影像 1 提取“候选点”结果 b) 对影像 2 提取“候选点”结果
c) 对影像 3 提取“候选点”结果 d) 对影像 4 提取“候选点”结果

第2章 基于组合优化和SVM的 图像球形区域检测方法

在模式识别和图像区域检测中，具有自我学习能力的支持向量机(SVM, Support Vector Machine)是一种常用方法^[9]。应用支持向量机，先要对图像进行特征提取。在提取的众多特征中选取部分特征进行组合，以实现模式识别或图像区域检测的最优效果。选择特征组合的问题可以看作是一个组合优化问题。本章将遗传算法、分散搜索算法等求解组合优化问题的方法与SVM相结合，并应用于图像区域检测。

2.1 求解组合优化问题的智能计算方法

对于图像特征选取的组合优化问题，采用了求解组合优化问题的两种现代优化算法，即遗传算法和分散搜索算法。

2.1.1 遗传算法

遗传算法^[10](GA, Genetic Algorithm)模拟了达尔文的“优胜劣汰”进化过程，即模拟了自然选择和遗传进化中发生的繁殖、交配和突变现象。从一个初始种群出发，通过随机选择、交叉和变异操作，产生一群新的更适合环境的个体；再使群体进化到搜索空间中越来越好的区域，这样一代代不断进化；最后，收敛到一个最适应环境的个体上，求得问题的近优解。

在遗传算法中，需要用到适应度函数、选择算子、交叉算子和变异算子等概念。适应度是为实际问题预先定义的数学度量，用于测试每个个体的优劣程度。选择算子保证父种群和子种群个体的连续性，也使得子种群继承父种群适应度函数高的个体。交叉算子和变异算子用在种群进化中，交叉算子使得下一代种群中的个体不但继承上代种群中父体的基因，而且还要继承母体的基因；变异操作对应着生物界的基因突变，增加种群中个体的多样性。

每个用二进制串编码的个体叫作染色体。遗传算法的具体步骤如下：