

一种胸部 X 射线摄影图像中结节检测的多尺度匹配滤波器

罗涛, 牟轩沁

(西安交通大学图像处理与模式识别研究所, 710049, 西安)

摘要: 为了提高胸部 X 射线摄影图像中肺结节的正确检测率, 提出一种基于通道化 Hotelling 模型的多尺度匹配滤波算法. 以 X 射线胸片中的正样本和负样本图像作为训练集合, 用 Hotelling 分类器训练出不同尺度的匹配滤波器组, 并与待检测的胸片图像做滤波. 计算滤波输出图像的视觉检测差异, 以最大差异为约束条件寻找最优尺度的滤波器, 计算待检测图像中的结节尺寸和检测能力. 实验结果表明, 基于通道化 Hotelling 的匹配滤波算法的病灶检测能力与主观评价结果取得了较好的一致性, 并具有较高的病灶检测准确率, 滤波处理后的图像中仅含少量的假阳性区域, 计算出的病灶的相对半径误差主要位于 -0.21 和 0.18 之间, 该误差范围的图像占实验数据库图像的比例为 86% .

关键词: 肺结节检测; 医学图像处理; Hotelling 分类器; X 射线摄影

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2011)04-0030-06

A Multi-Scale Matched Filter for Nodule Detection in Chest X-Ray Radiography

LUO Tao, MOU Xuanqin

(Institute of Image Processing and Pattern Recognition, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A multi-scale matched filter based on Hotelling classifier is presented to improve the accuracy of nodule detection in chest X-ray radiography. The positive and negative radiography samples are used to train multi-dimension matched filters by Hotelling model. The visual detection difference is calculated using the filter outputs of radiography, and the optimal dimension filter is searched subject to the maximum detection difference. Then the nodule size and detection capability are calculated based on the optimal filter. Experimental results show that there is good accordance of the detection performances between the presented method and subjective observers. The method improves the detection accuracy and reduces the false-positive regions in the processed images. Errors of the calculated relative nodule sizes mainly distribute between -0.21 and 0.18 and the proportion of the images in this range is 86% .

Keywords: nodule detection; medical image processing; Hotelling classifier; X-ray radiography

胸部 X 射线摄影中的结节检测对肺癌的早期诊断和治疗具有重要意义. 由放射线学者人工检测病灶尚存在阅片工作量大、误诊率较高的问题, 而很

多情况下仅依赖成像技术的改进并不能避免误诊的发生. 计算机辅助诊断系统可以帮助放射线学者提高诊断的正确率和精确度. 病灶检测算法^[1]是辅助

诊断系统中的核心部分,常用的检测方法主要有阈值法^[2-4]和区域增长法^[5-6].阈值法通过设置不同的灰度阈值,利用结节与背景区域随阈值改变时的区域形态变化的差异来分割两类区域.区域增长法首先以某种种子像素作为生长起点,然后根据相似准则将种子周围的相似像素合并,直至满足停止条件.这两种方法均只考虑到病灶区域与背景区域在图像密度上的差异性,并没有考虑病灶的形态特征.另一方面,现有的检测方法存在假阳率过高的问题,而病灶尺寸是筛选病灶的重要依据^[7-8].基于以上原因,本文用多尺度匹配滤波的方法来检测胸部X射线摄影图像中的结节病灶.该匹配滤波器采用通道化 Hotelling 模型^[9]的形式,利用病灶的形态特征和背景的统计特性构造滤波器的响应函数.本文方法可以直接计算出病灶的尺寸信息,为筛选病灶的分类器提供特征.

1 多尺度匹配滤波算法的框架

本文提出的多尺度匹配滤波器的工作流程如图1所示,包括模板训练、尺度寻优以及检测能力计算3个计算模块.首先,将训练图经过通道化 Hotelling 分类器训练出25个不同尺度的匹配模板,模板尺度 R_i 被定义为训练图中的结节尺寸.然后,用25个尺度的模板分别与测试图像做卷积,计算卷积输出图的视觉检测差异,将最大视觉检测差异对应的模板作为最优尺度模板.最后,计算最优尺度模板与测试图像的匹配相关值,以此来表征测试图像中病灶的检测能力.

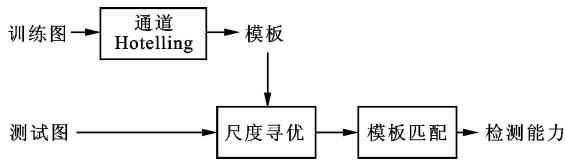


图1 多尺度匹配滤波器的工作流程

1.1 Hotelling 分类器

医学图像中的病灶检测问题可以用二样本分类描述,两类样本分别是含有病灶的正样本图像和不含病灶的负样本图像.线性分类问题的一般描述是:给定样本 $\mathbf{I}$,寻找一个线性算子 $\mathbf{w}$,计算检验统计量 $\lambda = \mathbf{w}^T \mathbf{I}$,使得两类样本的检验统计量之间具有最大可辨别差异.在样本 $\mathbf{I}$ 空间按照下式分别定义类间散射矩阵 $\mathbf{S}_e^{(\lambda)}$ 和类内散射矩阵 $\mathbf{S}_a^{(\lambda)}$

$$\mathbf{S}_e^{(\lambda)} = \sum_{j=1}^2 p_j [\langle \mathbf{I}_j \rangle - \langle \mathbf{I}_0 \rangle] \cdot$$

$$[\langle \mathbf{I}_j \rangle - \langle \mathbf{I}_0 \rangle]^T \quad (1)$$

$$\mathbf{S}_a^{(\lambda)} = \sum_{j=1}^2 p_j \langle [\mathbf{I} - \langle \mathbf{I}_j \rangle][\mathbf{I} - \langle \mathbf{I}_j \rangle]^T \rangle \quad (2)$$

式中: p_j 和 $\langle \mathbf{I}_j \rangle$ 分别是第 j 类样本的概率和均值; $\langle \mathbf{I}_0 \rangle$ 是两类样本的总体均值; $\mathbf{S}_e^{(\lambda)}$ 表示两类样本均值之间的距离; $\mathbf{S}_a^{(\lambda)}$ 表示两类样本协方差矩阵的平均值,刻画了样本类内的离散度.类似地,在检验统计量空间定义类间散射矩阵 $\mathbf{S}_e^{(\lambda)}$ 和类内散射矩阵 $\mathbf{S}_a^{(\lambda)}$

$$\mathbf{S}_e^{(\lambda)} = \sum_{j=1}^2 p_j [\langle \lambda_j \rangle - \langle \lambda_0 \rangle][\langle \lambda_j \rangle - \langle \lambda_0 \rangle]^T = \mathbf{w}^T \mathbf{S}_e^{(\lambda)} \mathbf{w} \quad (3)$$

$$\mathbf{S}_a^{(\lambda)} = \sum_{j=1}^2 p_j \langle [\lambda - \langle \lambda_j \rangle][\lambda - \langle \lambda_j \rangle]^T \rangle = \mathbf{w}^T \mathbf{S}_a^{(\lambda)} \mathbf{w} \quad (4)$$

当 $\mathbf{S}_e^{(\lambda)} / \mathbf{S}_a^{(\lambda)}$ 取最大值时,两类样本的检验统计量之间具有最大可辨别差异.满足上述条件的线性算子 $\mathbf{w}$ 就是 Hotelling 分类器的最优线性算子.采用 Lagrange 乘数法求解 $\mathbf{S}_e^{(\lambda)} / \mathbf{S}_a^{(\lambda)}$ 的极值,计算出最优的线性算子 $\mathbf{w} = (\mathbf{S}_a^{(\lambda)})^{-1} [\langle \mathbf{I}_2 \rangle - \langle \mathbf{I}_1 \rangle]$.

1.2 通道函数

计算 Hotelling 分类器的线性算子时需要求解 $\mathbf{S}_a^{(\lambda)}$ 的逆,其矩阵维数一般很大.例如,对于 1024×1024 像素的二维图像,样本 $\mathbf{I}$ 的维数 $N = 1024^2$,对应的 $\mathbf{S}_a^{(\lambda)}$ 的维数是 $1024^2 \times 1024^2$,为了由有限样本估计出散射矩阵,样本容量至少应选为 $3N$.因此,需要有足够的样本来估计散射矩阵.此外,由于 $\mathbf{S}_a^{(\lambda)}$ 的维数较大,其逆矩阵的求解也存在较高复杂度. Yao 和 Barrett^[10]提出对图像做通道化处理来解决维度问题.生理学实验表明,人眼视觉通路上存在空间频率选择性通道,这些通道表现为空间频率上的带通滤波器,每个通道只响应通道内空间频率对应的刺激信号.因此,可以将图像经过这些空间频率通道滤波后,再作为 Hotelling 分类器的输入.对于 $N \times 1$ 维的图像向量 $\mathbf{I}$,用 $K \times N$ 维矩阵 $\mathbf{U} = [\mathbf{C}_1, \mathbf{C}_2, \dots, \mathbf{C}_k, \dots, \mathbf{C}_K]^T$ 来表征通道函数,其中 K 是带通滤波器的数量, $N \times 1$ 维向量 $\mathbf{C}_k$ 表示第 k 个带通滤波器的空域响应函数.图像经过通道后的输出 $\mathbf{O} = \mathbf{U}\mathbf{I}$,其维数是 $K \times 1$.以 $\mathbf{O}$ 作为通道化 Hotelling 分类器的输入,其线性算子可以表示为

$$\mathbf{w} = (\mathbf{S}_a^{(\mathbf{O})})^{-1} [\langle \mathbf{O}_2 \rangle - \langle \mathbf{O}_1 \rangle] \quad (5)$$

式中

$$\mathbf{S}_a^{(O)} = \sum_{j=1}^2 p_j < [\mathbf{O} - < \mathbf{O}_j >][\mathbf{O} - < \mathbf{O}_j >]^T >.$$

通道化 Hotelling 分类器计算出的决策变量为

$$\lambda = \mathbf{w}^T \mathbf{O} = \mathbf{w}^T \mathbf{U} \mathbf{I} = \mathbf{F} \mathbf{I} \tag{6}$$

式中： $\mathbf{F} = \mathbf{w}^T \mathbf{U}$ 为匹配模板，它是线性算子与通道函数的加权. 整个通道化 Hotelling 分类器的工作流程如图 2 所示. 本文采用的通道形式 Laguerre-Gauss 函数^[11]如下式所示

$$C_k(r) = \frac{2\pi^{1/2}}{s} \exp\left(\frac{\pi r^2}{s^2}\right) L_k\left(\frac{2\pi r^2}{s^2}\right) \tag{7}$$

式中：尺度参数 s 在实验中取为常数；Laguerre 多项式

$$L_k(x) = \frac{\exp(x) \partial^k (x^k \exp(-x))}{k! \partial x^k}.$$

1.3 尺度寻优

25 组训练图分别由通道化 Hotelling 分类器训练出一个匹配模板 $\mathbf{F}_i, i = 1, 2, \dots, 25$. 令 $\mathbf{P}_i$ 表示 $\mathbf{F}_i$ 和测试图 T 的卷积输出. 对 R_j 尺度的模板, 定义 2 个区域 $\boldsymbol{\varphi}_i^{(1)}$ 和 $\boldsymbol{\varphi}_i^{(2)}$, 分别是图像内结节所在的圆形区域以及圆外的环形区域

$$\boldsymbol{\varphi}_i^{(1)}(m, n) = \begin{cases} 1, & m^2 + n^2 < R_i^2 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \tag{8}$$

$$\boldsymbol{\varphi}_i^{(2)}(m, n) = \begin{cases} 1, & R_i^2 < m^2 + n^2 < (R_i + q)^2 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \tag{9}$$

式中： q 是描述环形宽度的常量； m, n 表示图像在直角坐标系中的位置.

定义视觉检测差异

$$\gamma = \frac{< \boldsymbol{\varphi}_i^{(1)} \otimes \mathbf{P}_i > - < \boldsymbol{\varphi}_i^{(2)} \otimes \mathbf{P}_i >}{[\text{std}(\boldsymbol{\varphi}_i^{(1)} \otimes \mathbf{P}_i) + \text{std}(\boldsymbol{\varphi}_i^{(2)} \otimes \mathbf{P}_i)]/2} \tag{10}$$

式中： $\otimes$ 是点乘运算； $\text{std}(\cdot)$ 是计算标准差. γ 描述了模板与测试图的卷积输出在结节区域与结节外的环形区域之间的差异, 差异越大则结节越容易检测, 本文将最优尺度的模板定义为与最大 γ 对应的 $\mathbf{F}_i$.

1.4 检测能力

检测能力表征了模型对图像中结节可识别程度的评价. 模型检测能力与主观评价分数的相关程度,

可以用来描述模型关于主观检测的预测能力. 两者的线性相关性越高, 则模型的检测结果与主观评价越一致. 本实验中, 主观图像质量是由有经验的临床医师通过等级评价实验获得的 5 级评价分数, 模型检测能力 d 的定义如下, 它是最优尺度模板 $\mathbf{F}_{\text{opt}}$ 与测试图做相关运算的结果

$$d = \mathbf{F}_{\text{opt}} \otimes T \tag{11}$$

2 胸部 X 线摄影图像数据库

2.1 数据库介绍

本文实验中采用的图像来自于日本放射线技术学会(JSRT)创建的胸部 X 线摄影数字图像数据库. 该数据库包括 154 幅含有肺结节的图像和 93 幅不含肺结节的图像. 生成数字图像时采用的胶片数字转换器为 Konica LD 4500, 数字图像的尺寸为 2 048×2 048 像素, 每个像素尺寸为 0.175 mm, 灰度范围是 12 bit.

数据库中的图像由计算机断层摄影成像确认了是否含有肺结节. 图像中的肺结节都通过细胞学检查和诊断历史确认了是否为恶性肿瘤. 通过三位 X 放射线学者的主观评价, 含有肺结节的图像被做了 5 级主观评分. 按照结节可被检测到的难易程度, 从第 1 级到第 5 级的评分标准依次是, 完全不可见、非常难检测、难检测、比较明显可见和明显可见. 154 幅图中, 肺结节的直径范围是 5 mm 到 37 mm. 数据库还列出了肺结节的坐标位置、解剖学位置以及诊断结果.

2.2 仿真结节和训练图的生成

实验图像分为两种类型, 测试图和训练图. 测试图由数据库中含有肺结节的图像组成, 测试图被用来评价模型的检测性能. 训练图被用来计算模型中的匹配模板, 包括正样本图像和负样本图像. 其中, 负样本图像由数据库中不含肺结节的图像组成, 而正样本图像由仿真结节和数据库中不含肺结节的图像合成而来. 下面介绍正样本图像的生成过程.

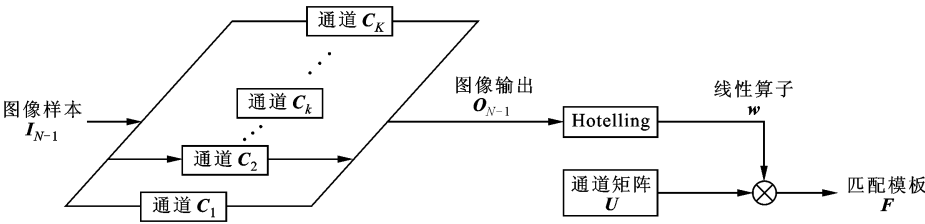


图 2 通道化 Hotelling 分类器的计算框图

正样本图中的仿真肺结节形状的计算公式为

$$S(r) = A[1 - (r/R_i)^2]^v \tag{12}$$

式中: r 是以结节中心为原点的径向距离; R_i 是结节半径; A 是结节的幅度; v 是形状参数,当 v 取值为 1.5 时,上式可以很好地描述肺结节的形态.

正样本图的产生方式如下式所示

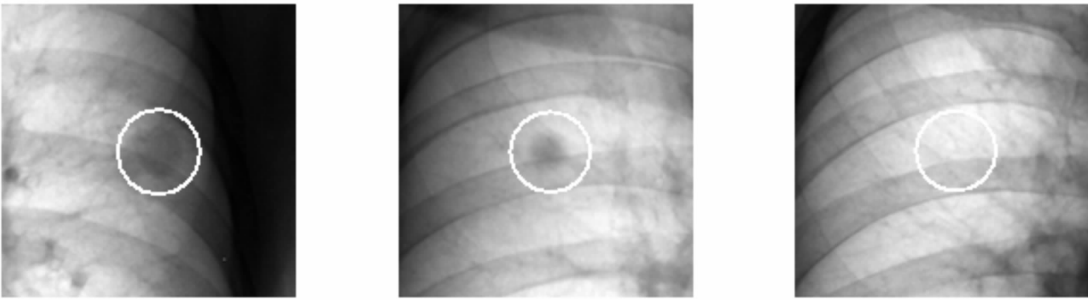
$$g(m,n) = [1 - s(m,n)]b(m,n) \tag{13}$$

式中: g 是正样本图; b 是由 JSRT 数据库中不含病灶的图像组成的背景图; $s(m,n)$ 是以二维坐标表示

的仿真结节,它与式(12)的关系表示为

$$s(m,n) = S(r) \Big|_{r=(m^2+n^2)^{1/2}} \tag{14}$$

本文用不同尺寸的仿真结节合成出 25 组训练图,对应着 R_i 分别是 6, 8, 10, ..., 54 像素,相应的结节直径从 4.2 变化到 37.8 mm,该范围覆盖了数据库中 154 幅病灶图中的结节尺寸. 图 3 给出了实验中使用的图像示例. 图中真实结节和仿真结节均位于图像的中心位置.



(a)测试图(含真实结节) (b)正样本训练图(含仿真结节) (c)负样本训练图(无结节)

图 3 用于测试和训练匹配滤波器的胸部 X 射线图像

3 实验结果与分析

3.1 匹配模板的形状

图 4 给出了通道化 Hotelling 分类器训练出的匹配模板的形状,从左至右分别是 3 组训练图集合的训练结果,分别对应仿真结节的半径为 6、20、36 像素. 所有模板都表现出相似的形态,均由若干明暗相间的环形区域组成,这些环形区域类似于人眼初级视觉中的感受野形状,即中心为兴奋野而周围为抑制野.



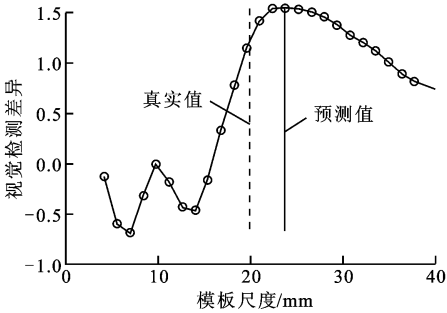
(a) $R_i=6$ 像素 (b) $R_i=20$ 像素 (c) $R_i=36$ 像素

图 4 训练图中不同结节半径的匹配模板

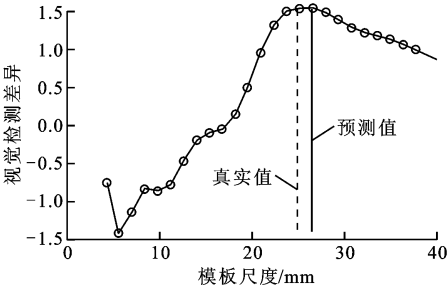
3.2 尺度与对比度的关系

将 154 幅测试图分别与不同尺度的匹配模板做卷积,并计算视觉检测差异. 由于匹配模板的非零值主要集中在 100×100 像素的中心区域,将其作为模板尺寸可加快卷积运算的速度. 选择模板尺度时,先用较大尺度间隔的 $F_i(i=1:3:25)$,然后在视觉检测差异峰值附近采用较小的尺度间

隔. 在 CPU 主频为 2.6 GHz 的 Dual Core 5000+ 的计算机上,采用本文算法处理一幅图像的平均用时是 5 min. 图 5 所示的是 2 幅含有不同尺寸结节的测试图的视觉检测差异曲线. 算法将视觉检测差异峰值对应的尺度判断为测试图中结节信号



(a)结节的真实半径为 20 mm



(b)结节的真实半径为 25 mm

图 5 视觉检测差异与模板尺度的关系

的半径. 实验结果表明, 模型预测的结节尺寸与实际值很接近. 图 6 给出了一幅待检测图像及其检测结果, 图中待检测的结节均位于图像中心处. 滤波输出图 6b 是由最优尺度模板与原始图像做卷积的结果, 图中较亮的区域对应了可能存在的结

节位置. 阈值调整图 6c 通过设置较高的灰度阈值, 只保留滤波输出值较大的区域. 在阈值调整图中, 已能清楚显示中心处的结节, 但尚存在由其他解剖结构造成的假阳性区域. 本文采用病灶尺寸和形状作为特征来剔除这些假阳性区域.

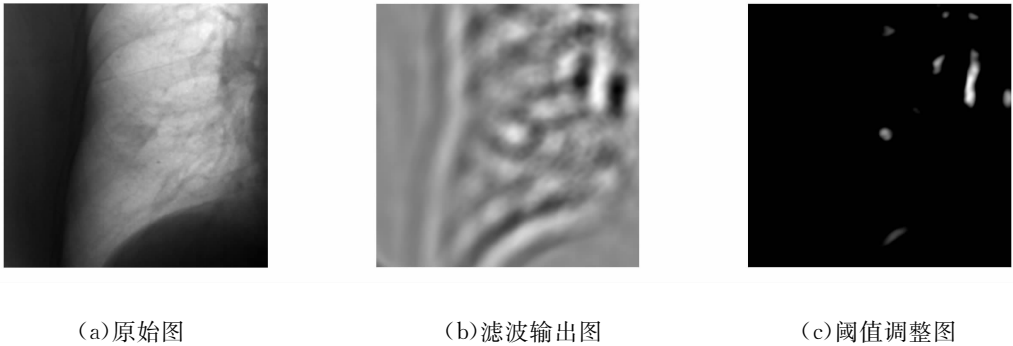


图 6 原始图像与检测结果的比较

3.3 结节尺寸的误差分布

采用相对半径误差来描述模型检测的结节尺寸与实际尺寸的误差分布. 结节的相对半径误差被定义为半径的检测值和实际值的差值再除以实际值. 分别计算 154 幅测试图的相对半径误差分布, 如图 7 所示. 由图 7 可知, 相对半径误差位于 $[-0.21, 0.18]$ 区间的图像占数据库中图像总数的比值是 86%. 我们统计了误差在此区间之外的图像, 发现其结节直径一般小于 8 mm, 相应的 5 级主观评价为完全不可见或非常难检测, 即模型检测误差较大对应的图像的主观评价结果也很差. 考虑到本文所用图像数据库的主观评价是由若干经验丰富的放射医师完成的, 对于主观评价为完全不可见或非常难检测的图像, 放射医师已很难判断其中是否含有结节, 这些病灶的确诊大多依赖于后期的跟踪观察. 因此, 本文提出的模型表现出了与主观观察者相近的检测能力.

3.4 主观分数与模型检测能力的关系

对 154 幅测试图分别按照式(11)计算出各自的检测能力, 计算主观评价分数相同的一组图像的检测能力的均值, 将其定义为模型的平均检测能力. 图 8 描述了模型计算出的平均检测能力与数据库给出的 5 级主观分数之间的关系, 结果显示, 平均检测能力与主观分数值呈近似线性的关系, 表明模型对图像中结节可被检测难易程度的评价与主观观察者的评价较一致.

现有的关于结节检测的各种算法中, 普遍存

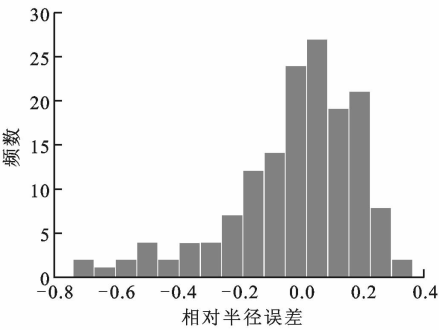


图 7 相对半径误差与频数的关系

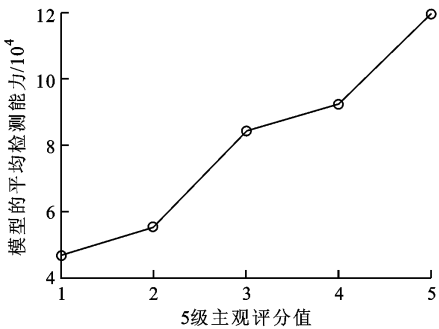


图 8 比较 5 级主观分数与模型检测能力的关系

在处理时间较长和假阳率较高等问题. 阈值法需要设置较多的灰度阈值, 检测效率较低. 对区域增长法, 种子像素的数量和位置对检测结果影响很大, 算法运行时间和检测精度之间的矛盾制约了该方法的应用. 本文方法可直接获得结节的尺寸信息, 并将其作为特征量来剔除假阳性结节. 在滤波器尺度的选取中, 采用非均匀的尺度间隔, 可以

有效缩短算法运行时间,用临床统计的结节尺寸范围限定滤波器尺寸,可以避免由于噪声或大尺度解剖结构导致的假阳性结节。

4 结 论

本文提出了一种基于多尺度匹配滤波器的检测模型,并研究了其在临床X射线胸部摄影图像中检测真实肺结节的能力。该模型通过 Hotelling 分类器训练出不同尺度的匹配模板,由视觉检测差异来确定最优尺度,将最优尺度模板和图像做相关运算,可以获得图像中结节的检测能力和尺寸信息。与传统方法不同,本文方法计算出的结节尺寸信息有助于降低临床诊断中的假阳性率。

参考文献:

- [1] SCHNEIDER C, AMJADI A, RICHTER A, et al. Automated lung nodule detection and segmentation [EB/OL]. [2010-08-16]. http://spie.org/x648.html?product_id=811985.
- [2] TSENG L Y, HUANG L C. An adaptive thresholding method for automatic lung segmentation in CT images [C]//Proceedings of the 9th IEEE AFRICON. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 1-5.
- [3] 曹蕾, 占杰, 余晓鹄, 等. 基于自动阈值的 CT 图像快速肺实质分割算法 [J]. 计算机工程与应用, 2008, 12(44): 178-181.
CAO Lei, ZHAN Jie, YU Xiaoe, et al. Fast lung segmentation algorithm for thoracic CT based on automated thresholding[J]. Journal of Computer Engineering and Applications, 2008, 12(44): 178-181.
- [4] 孙海林, 张晓鹏, 唐磊, 等. 阈值法三维体积测量肺结节的 64 排 CT 实验研究[J]. 中国医学影像技术, 2008, 24(8): 1157-1161.
SUN Hailin, ZHANG Xiaopeng, TANG Lei, et al. Three-dimensional volumetric measurement of pulmonary nodules by 64-MSCT with segmentation threshold algorithm: experimental study [J]. Chin J Med Imaging Technol, 2008, 24(8): 1157-1161.
- [5] DEHMESHIK I J, AMIN H. Segmentation of pulmonary nodules in thoracic CT scans: a region growing approach [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2008, 27(4): 467-480.
- [6] 杨润玲, 高新波. 基于加权模糊 c 均值聚类的快速图像自动分割算法[J]. 中国图像图形学报, 2007, 12

(12): 2105-2112.

YANG Runling, GAO Xinbo. A fast automatic image segmentation algorithm based on weighting fuzzy c -means clustering [J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(12): 2105-2112.

- [7] SHIRAISHI J, LI Qiang, DOI K. Development of a computerized scheme for detection of very subtle lung nodules located in opaque areas on chest radiographs [EB/OL]. [2010-08-16]. http://spie.org/x648.html?product_id=652456.
- [8] 束洲. 肺结节计算机辅助诊断算法研究[D]. 浙江: 浙江大学理学院, 2007.
- [9] KUPINSKI M A, CLARKSON E, HESTERMAN J Y. Bias in Hotelling observer performance computed from finite data [EB/OL]. [2010-08-16]. http://spie.org/x648.html?product_id=707800.
- [10] YAO Jie, BARRETT H H. Predicting human performance by a channelized Hotelling observer model [C]//Proceedings of SPIE Conference in Mathematical Methods in Medical Imaging. San Diego, CA, USA: SPIE, 1992: 161-168.
- [11] PARK S, BARRETT H H, CLARKSON E, et al. Channelized-ideal observer using Laguerre-Gauss channels in detection tasks involving non-Gaussian distributed lumpy backgrounds and a Gaussian signal [J]. J Opt Soc Am: A, 2007, 24(12): 136-150.

[本刊相关文献链接]

一种多尺度 X 射线胸片图像增强算法. 西安交通大学学报, 2010, 44(6): 83-87.
图像分割的谱聚类集成算法. 西安交通大学学报, 2010, 44(6): 93-98.
利用粒子群优化的人脸特征提取识别算法. 西安交通大学学报, 2010, 44(4): 48-51.
一维子空间的三维重建方法. 西安交通大学学报, 2009, 43(12): 31-34.
人眼视觉特性与粗糙集结合的 X 射线图像增强算法. 西安交通大学学报, 2009, 43(6): 48-51.
一种八叉树编码加速的 3D 纹理体绘制算法. 西安交通大学学报, 2008, 42(12): 1490-1494.
一种医学 X 射线图像动态范围扩展方法. 西安交通大学学报, 2008, 42(12): 1468-1471.
锥束 X 射线 CT 投影的蒙特卡罗仿真. 西安交通大学学报, 2008, 42(4): 414-417.

(编辑 刘杨)